

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL

ASSOCIATION D'UTILISATEURS AUX FEMTO-CELLULES DANS LES
RÉSEAUX CELLULAIRES HIÉRARCHISÉS : COMPLEXITÉ ET
ALGORITHMES

MÉMOIRE

PRÉSENTÉ

COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE EN INFORMATIQUE

PAR

ZOUBEIR MLIKA

FÉVRIER 2015

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL
Service des bibliothèques

Avertissement

La diffusion de ce mémoire se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire *Autorisation de reproduire et de diffuser un travail de recherche de cycles supérieurs* (SDU-522 – Rév.01-2006). Cette autorisation stipule que «conformément à l'article 11 du Règlement no 8 des études de cycles supérieurs, [l'auteur] concède à l'Université du Québec à Montréal une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de [son] travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, [l'auteur] autorise l'Université du Québec à Montréal à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de [son] travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris l'Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de [la] part [de l'auteur] à [ses] droits moraux ni à [ses] droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, [l'auteur] conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont [il] possède un exemplaire.»

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier ma chère mère Hedia Dhaouadi qui m'a continuellement soutenu. Je te remercie beaucoup ma chère maman. Je remercie mon cher père Mohamed Mlika qui m'a encouragé et m'a aidé beaucoup particulièrement durant ma maîtrise.

Je remercie beaucoup mon frère Hamdi et ma soeur Fatma. Je remercie ma tante Jamila Mlika et mes oncles Dr. Rached Dhaouadi et Ibrahim Mlika pour leur aide financière et leur soutien. Je remercie mon cousin Mahdi Morjen pour son encouragement et son aide. Je tiens à remercier toute ma famille.

Je remercie mon directeur de recherche prof. Wessam Ajib pour son aide, ses encouragements, ses conseils et ses motivations.

Je remercie prof. Halima Elbiaze pour m'avoir offert son savoir et son encadrement.

Je remercie Mathew Goonewardena pour ses conseils et ses idées. Je remercie Dr. Elmahdi Driouch pour son aide tout au long de ma maîtrise et surtout durant les durs moments.

Je remercie tous mes amis : Mehdi, Zakaria, Salim, Mohamed, Abdelhalim, Abdelhak, Amina, Taher, Imane et la liste est longue. Finalement, Je remercie toute l'équipe de recherche du laboratoire TRIME.

TABLE DES MATIÈRES

LISTE DES FIGURES	ix
LISTE DES TABLEAUX	xi
LISTE DES ALGORITHMES	xiii
LISTE DES ABRÉVIATIONS ET SYMBOLES MATHÉMATIQUES . . .	xiii
RÉSUMÉ	xix
CHAPITRE I	
GÉNÉRALITÉS ET MOTIVATIONS	1
1.1 Motivation	1
1.2 Problématique	6
1.3 Objectifs projetés	9
1.4 Contributions	10
1.5 Organisation	11
CHAPITRE II	
ÉTAT DE L'ART	13
2.1 Les femto-cellules et l'allocation des ressources	13
2.1.1 Les femto-cellules	13
2.1.2 L'allocation des ressources	16
2.2 L'allocation centralisée des ressources	17
2.3 L'allocation distribuée des ressources	20
2.4 L'équité dans les réseaux cellulaires	22
CHAPITRE III	
MODÈLE DU SYSTÈME ET FORMULATION DES PROBLÈMES . . .	25
3.1 Modèle du système	25
3.2 Problème d'association d'utilisateurs	34

3.2.1	Problème d'association non pondérée d'utilisateurs	34
3.2.1.1	\mathcal{NP} -difficulté	39
3.2.2	Problème d'association pondérée d'utilisateurs	47
CHAPITRE IV		
SOLUTIONS PROPOSÉES ET MÉTHODOLOGIE		51
4.1	Algorithmes centralisés	51
4.1.1	Problème d'association non pondérée d'utilisateurs	52
4.1.1.1	L'algorithme optimal par recherche exhaustive	53
4.1.1.2	L'algorithme exact par séparation et évaluation	59
4.1.1.3	L'algorithme heuristique	61
4.1.2	Problème d'association pondérée d'utilisateurs	63
4.1.2.1	L'algorithme optimal par recherche exhaustive	64
4.1.2.2	L'algorithme exact par séparation et évaluation	65
4.1.2.3	L'algorithme heuristique	66
4.2	Algorithmes distribués	70
4.2.1	Théorie des jeux	70
4.2.1.1	Formulation du jeu	71
4.2.2	Apprentissage automatique	73
4.2.2.1	Algorithme d'apprentissage	73
CHAPITRE V		
RÉSULTATS ET DISCUSSIONS		79
5.1	Simulations de la solution centralisée	79
5.1.1	Choix de paramètres	79
5.1.2	La solution centralisée du problème d'association non pondérée d'utilisateurs	80
5.1.3	La solution centralisée du problème d'association pondérée d'uti- lisateurs	84
5.2	Simulations de la solution distribuée	87

5.2.1	Choix de paramètres	88
5.2.2	Résultats du problème distribué	89
CONCLUSION		95
RÉFÉRENCES		97

LISTE DES FIGURES

Figure	Page
1.1 Demande de trafic en téraoctet par seconde (Tb/s) en Amérique du Nord entre 2007 et 2020 (Kilper <i>et al.</i> , 2011).	2
1.2 Gain de capacité pour des différentes techniques selon la loi de Cooper.	4
1.3 Les gains apportés par la réduction des coûts de backhaul en exploitant les femto-cellules en termes de l'OPEX (Saunders <i>et al.</i> , 2009).	5
1.4 Connexion entre une femto-cellule et un réseau cellulaire existant.	5
2.1 Problème proche lointain dans un réseau cellulaire à deux couches (Chandrasekhar <i>et al.</i> , 2008).	15
2.2 Exemple d'allocation des ressources en ignorant l'équité.	23
3.1 Modèle du système.	27
3.2 Densité de probabilité de la distribution de Rayleigh.	28
3.3 Exemple de transmission entre deux FCs avec l'existence d'une MC.	30
5.1 Performance des algorithmes UBF et UB&B.	80
5.2 Comparaison de performance entre UMRCG et UB&B.	81
5.3 Performance en fonction de γ pour différentes valeurs de γ_0 . $N = 10$.	82
5.4 Performance en fonction de Γ_0 pour différentes valeurs de Γ . $N = 10$.	84
5.5 Comparaison de performance entre WB&B et WMRCG.	85
5.6 Comparaison de performance entre UB&B, WB&B, WMRCG et UMRCG en termes de l'équité entre les UFs. $N = 6$	86
5.7 Comparaison de performance entre UB&B, WB&B, WMRCG et UMRCG en termes de l'équité entre les FCs. $N = 6$	88

5.8	Performance de MWSLS en fonction du facteur de gain τ	89
5.9	Performance de MWSLS en fonction du facteur de perte ϵ_0	90
5.10	Performance de MWSLS en fonction du nombre d'itérations.	91
5.11	Comparaison de performance entre UB&B et MWSLS.	92
5.12	Comparaison de performance entre MWSLS et UB&B en fonction de γ	93

LISTE DES TABLEAUX

Tableau	Page
4.1 Complexité des algorithmes	69

LISTE DES ALGORITHMES

1	SET COVER À 0-VALID MAX ONES	43
2	SQUELETTE DE LA RECHERCHE EXHAUSTIVE	54
3	UNWEIGHTED BRUTE FORCE	55
4	UNWEIGHTED MAXIMUM RELATIVE CHANNEL GAIN	62
5	WEIGHTED BRUTE FORCE	64
6	WEIGHTED MAXIMUM RELATIVE CHANNEL GAIN	67

LISTE DES ABRÉVIATIONS ET SYMBOLES MATHÉMATIQUES

$:$ sachant que

$(\cdot)^T$ transposé d'un vecteur

$O(\cdot)$ comparaison asymptotique grand O

(\cdot) coefficient binomial

\exists il existe

\forall pour tout

\in appartient à

\mathbb{N} l'ensemble des entiers naturels

\mathbb{R} l'ensemble des nombres réels

$\max\{\cdot\}$ maximum de

$|\cdot|$ cardinal d'un ensemble

$\min\{\cdot\}$ minimum de

\neg négation logique

\perp orthogonal à

\sim environ

$\sqrt{\cdot}$ racine carrée

\subset inclusion

\sum symbole somme

$\Theta(\cdot)$ comparaison asymptotique grand Theta

\times produit Cartésien

\vee disjonction logique

\wedge conjonction logique

$a_{x|y}$ a_x ou a_y tout dépend du contexte

$n!$ factoriel de n

3GPP 3rd Generation Partnership Project

3GPP2 3rd Generation Partnership Project 2

MWSLS modified Win-Stay Lose-Switch

UB&B Unweighted Brute Force

UMRCG Unweighted Maximum Relative Channel Gain

WB&B Weighted Brute Force

WMRCG Weighted Maximum Relative Channel Gain

BGBA Bruit Gaussien Blanc Additif

BS Base Station

CDMA Code Division Multiple Access

CPU Central Processing Unit

DSL Digital Subscriber Line

EVDO Evolution-Data Optimized

FC Femto-Cellule

GHz GigaHertz

GPRS General Packet Radio Services

GSM Global System for Mobile Communications

HSPA High Speed Packet Access

LTE Long Term Evolution

LTE-A Long Term Evolution Advanced

MC Macro-Cellule

nG nth Generation

OFDM Orthogonal Frequency-Division Multiplexing

OFDMA Orthogonal Frequency-Division Multiple Access

OPEX Operating expense

QoS Qualité de Service

SINR Signal to Interference plus Noise Ratio

SISO Single Input Single Output

SNR Signal to Noise Ratio

TDMA Time Division Multiple Access

UF Utilisateur Femto

UM Utilisateur Macro

UMTS Universal Mobile Telecommunications System

UWB Ultra Wide Band

Wi-Fi Wireless Fidelity

WiMAX Worldwide Interoperability for Microwave Access

WLAN Wireless Local Area Networks

RÉSUMÉ

Ce mémoire considère le problème d'association d'utilisateurs aux stations de base dans un réseau cellulaire hiérarchisé. Ce réseau est composé de deux couches ; la première contient des petites stations de base appelées femto-cellules dispersées d'une façon arbitraire et la deuxième couche consiste en une station de base centrale appelée macro-cellule. Deux problèmes d'optimisation sont examinés : le problème de maximisation non pondérée du nombre d'utilisateurs associés aux femto-cellules et le problème de maximisation pondérée du nombre d'utilisateurs associés aux femto-cellules. La maximisation est sujette à la contrainte de satisfaction d'utilisateurs en terme des rapports de signal sur interférence plus bruit (SINR). Nous démontrons que le problème non pondéré est un problème \mathcal{NP} -difficile alors que la version pondérée est connue comme \mathcal{NP} -difficile. Ces deux problèmes sont formulés comme des programmes linéaires en nombres entiers. En raison de la \mathcal{NP} -difficulté des deux problèmes, des algorithmes heuristiques efficaces sont nécessaires dans la pratique. Ce travail propose et développe des algorithmes heuristiques centralisés et distribués qui fonctionnent en temps polynomial. Les algorithmes centralisés sont basés sur une recherche heuristique inspirée par les techniques d'optimisation combinatoire tandis que les algorithmes distribués sont basés sur la théorie des jeux et l'apprentissage automatique. Les complexités de calcul des algorithmes proposés ainsi que celle des algorithmes optimaux sont évaluées. En outre, nous comparons les performances des solutions optimales par rapport aux différentes solutions obtenues par simulation numérique. Les résultats montrent la performance et l'efficacité des algorithmes proposés en terme de complexité et de sous-optimalité. Ils montrent aussi que le problème pondéré peut être utilisé pour fournir l'équité entre les utilisateurs et pour équilibrer la charge des femto-cellules.

Mots clés : réseau cellulaire hiérarchisé, femto-cellule, association d'utilisateurs, algorithme optimal, algorithme heuristique, \mathcal{NP} -difficile, théorie des jeux, apprentissage automatique, équité.

CHAPITRE I

GÉNÉRALITÉS ET MOTIVATIONS

Introduction

Dans la dernière décennie, les réseaux sans fil sont devenus très populaires, ce qui a conduit à une demande de capacité accrue. Par conséquent, les réseaux sans fil doivent assurer une communication fiable avec un débit de transmission acceptable afin de satisfaire les consommateurs. Les réseaux sans fil sont accessibles souvent par l'intermédiaire de deux différents réseaux d'accès, soient les réseaux cellulaires qui fournissent principalement des services de transmission avec une forte mobilité et les réseaux locaux sans fil (WLAN) qui fournissent des débits plus élevés avec une mobilité relativement restreinte (Zahir *et al.*, 2013).

1.1 Motivation

La croissance de la capacité des réseaux sans fil est illustrée par l'observation de Martin Cooper de Arraycomm : « La capacité sans fil a doublé tous les 30 mois au cours des 104 dernières années » (Chandrasekhar *et al.*, 2008). Avec le temps, la demande pour des débits de transmission élevés ne cesse d'augmenter. Par exemple, Cisco avait prévu une augmentation d'un facteur de 39 dans le trafic de données entre les années 2009 et 2014 (Reardon, 2010). Dans (Cisco, 2011), les auteurs affirment qu'en 2010 la quantité du trafic de données mobiles a presque triplé pour la troisième année consécutive. Aussi, ils ont prévu qu'en 2015 à peu près 1 milliard de personnes devraient accéder à Internet par le biais

d'un dispositif mobile sans fil. La figure 1.1 illustre l'augmentation exponentielle du trafic des réseaux sans fil en Amérique du nord entre 2007 et 2020. Cette figure montre que le trafic croît et continuera de croître d'une façon exponentielle au fil des ans. Toutefois, la remarque la plus importante tirée à partir de cette figure est que le trafic de données sans fil augmente très rapidement.

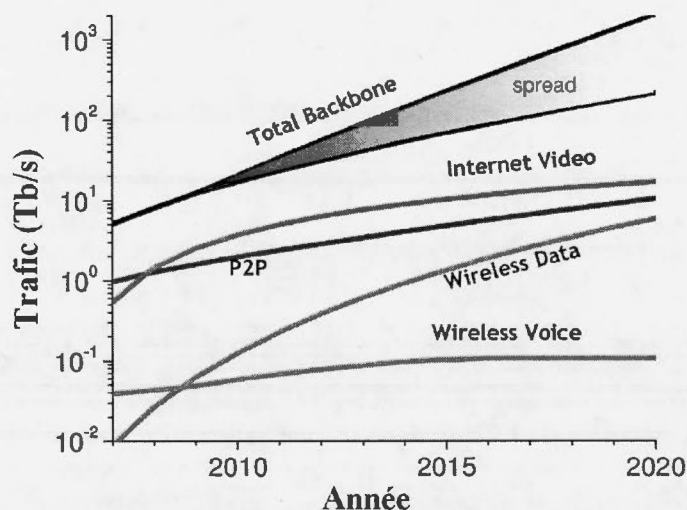


Figure 1.1 Demande de trafic en téraoctet par seconde (Tb/s) en Amérique du Nord entre 2007 et 2020 (Kilper *et al.*, 2011).

Pour faire face à cette énorme croissance de la demande, plusieurs technologies et normes des réseaux sans fil ont vu le jour. Les normes des réseaux cellulaires les plus développées sont : *High Speed Packet Access* (HSPA), *Long Term Evolution* (LTE), et LTE avancée (LTE-A) de 3GPP et les normes *Evolution-Data Optimized* (EVDO) et *Ultra Wide Band* (UWB) de 3GPP2 et finalement, les normes *Worldwide Interoperability for Microwave Access* (WiMAX). Parallèlement, différentes normes des WLAN ont également été développées. Bien que les normes des réseaux cellulaires présentent plusieurs avantages en terme de mobilité et de couverture par rapport aux normes des WLAN, les réseaux cellulaires souffrent toutefois d'un

débit moins élevé, ce qui les rend moins compétitifs dans plusieurs contextes. Pour que les réseaux cellulaires offrent des services comparables à ceux des WLAN, l'architecture des réseaux cellulaires doit subir des changements majeurs tels que le passage de la commutation de circuits à la commutation de paquets (Zahir *et al.*, 2013).

Malgré des différents changements, les réseaux cellulaires n'arrivent toujours pas à fournir les meilleurs services aux consommateurs à travers les méthodes coûteuses et incrémentielles du passé : notamment, par l'augmentation de la bande du spectre ou par l'installation de plus de stations de base. Parmi les moyens les plus sûrs pour augmenter les performances d'un réseau cellulaire, il est proposé de diminuer la distance entre les émetteurs et les récepteurs, c.-à-d., la réduction des taille des cellules (Chandrasekhar *et al.*, 2008). La loi de Cooper affirme que « La capacité des réseaux sans fil double tous les 30 mois ». Une analyse de cette loi montre que appliquée à la capacité d'un réseau cellulaire montre que : *la réduction des tailles des cellules, ou alternativement, la diminution de la distance entre les émetteurs et les récepteurs a toujours été le principal moyen d'augmenter la capacité* (FemtoForum, 2009). La loi de Cooper en tant que telle (annoncée ci-dessus) se traduit par une augmentation de la capacité de l'ordre d'un million de fois depuis 1957. En effet, cette augmentation de capacité se traduit par (i) une amélioration d'un facteur de 1600 par la réduction des tailles des cellules, (ii) une amélioration d'un facteur de 25 par l'étalement de spectre radio, (iii) une amélioration d'un facteur de 5 par la division de spectre en petites tranches et (iv) une amélioration d'un facteur de 5 par la modulation et le codage (Chandrasekhar *et al.*, 2008). Un schéma illustratif se donne à la figure 1.2.

La réduction de la distance entre l'émetteur et le récepteur peut être réalisée de plusieurs façons : soit par l'installation d'antennes distribuées ou des nœuds

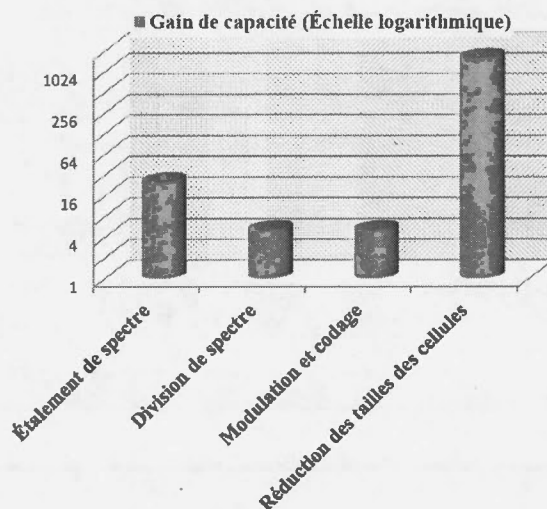


Figure 1.2 Gain de capacité pour des différentes techniques selon la loi de Cooper.

relais, soit par l'ajout de plus de stations de base de différentes tailles (macro-cellule, micro-cellule, pico-cellule, etc). Toutefois, ces techniques s'avèrent souvent très coûteuses pour les opérateurs des réseaux cellulaires puisqu'elles nécessitent une modification complète ou partielle de l'infrastructure existante. Récemment, un nombre grandissant de travaux de recherche a poussé les opérateurs à adopter une nouvelle solution, soit celle du déploiement des femto-cellules. Cette nouvelle technologie a été adoptée par les opérateurs puisqu'elle réduit énormément leurs dépenses (Chandrasekhar *et al.*, 2008). La figure 1.3 présente les gains qu'apportent les femto-cellules en réduisant les coûts du réseau d'accès (*backhaul cost* en anglais). Ces gains sont représentés en termes des dépenses d'exploitation (OPEX) et ils sont donnés en dollar américain.

Les femto-cellules (*femtocells* en anglais) sont des petites stations de base qualifiées souvent dans les normes de stations de base à domicile (*home base station* en anglais). Elles sont caractérisées par leur très petite taille (de l'ordre de celle d'un point d'accès Wi-Fi), leur faible puissance et leur coût bas. Les femto-cellules

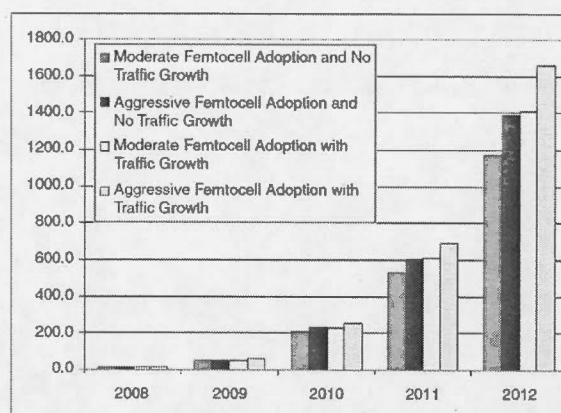


Figure 1.3 Les gains apportés par la réduction des coûts de backhaul en exploitant les femto-cellules en termes de l'OPEX (Saunders *et al.*, 2009).

peuvent être déployées facilement par les consommateurs et les entreprises d'une façon complètement arbitraire.

Puisque les femto-cellules sont installées dans les réseaux cellulaires déjà existants, elles utilisent les mêmes normes commerciales et transmettent sur le même spectre radio. La connexion entre les femto-cellules et le réseau de base des opérateurs des réseaux cellulaires (ou *core network* en anglais) se fait généralement par l'intermédiaire d'une connexion DSL à travers le lien du réseau d'accès (Zahir *et al.*, 2013). La figure 1.4 montre une architecture possible d'une femto-cellule qui coexiste avec un réseau cellulaire.

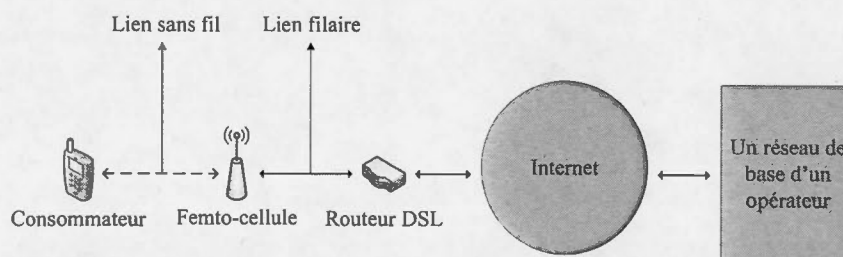


Figure 1.4 Connexion entre une femto-cellule et un réseau cellulaire existant.

Initialement, les femto-cellules ont été conçues pour avoir une meilleure couverture de la voix dans les maisons. En effet, beaucoup de consommateurs souffrent d'une mauvaise qualité de signal à l'intérieur de leur maison lors du transfert intercellulaire (passage d'une cellule à une autre connu souvent par son nom en anglais *handover*). De nos jours, elles sont principalement considérées comme un moyen rentable pour décharger le trafic de données des réseaux cellulaires. À titre d'exemple, 2.3 millions de femto-cellules ont été déployées en 2011. En 2014, ce nombre a presque quadruplé et atteint déjà les 8.1 millions (FemtoForum, 2014). Également, on prévoit qu'en 2015 plus de 60% de tout le trafic de données mondial sera supporté par les femto-cellules en conjonction avec le Wi-Fi (Andrews *et al.*, 2012).

1.2 Problématique

Cette (r)évolution que constitue la femto-cellule est une solution très efficace qui permet de diminuer la distance entre les émetteurs et les récepteurs et de décharger ainsi l'énorme trafic écoulé par les autres stations de base dans un réseau cellulaire hiérarchisé (Chandrasekhar *et al.*, 2008).

Bien qu'il prévu que les femto-cellules apportent le plus de gains, elles présentent plusieurs nouveaux défis qui doivent être relevés.

Premièrement, même si les femto-cellules sont conçues pour un usage intérieur, elles causent beaucoup de problèmes de mobilité et de transfert intercellulaire lorsqu'elles sont déployées d'une façon très dense (Wang *et al.*, 2009). Dans un réseau dense de femto-cellules, les distances entre les stations de base sont très réduites ce qui rend la procédure de transfert intercellulaire très difficile. Deuxièmement, les femto-cellules sont installées par les consommateurs au niveau de leur domicile ou de leur entreprise. Conséquemment, la sécurité apparaît comme un

défi qu'il faut traiter convenablement (Zahir *et al.*, 2013). En d'autres termes, les données privées d'un consommateur qui circulent sur le réseau d'accès Internet reliant les femto-cellules au réseau cellulaire doivent être protégées contre les utilisateurs malveillants. Troisièmement, étant donné que les femto-cellules co-existent avec des cellules de différentes tailles (appelées généralement un réseau cellulaire à plusieurs couches, ou *tiered cellular network*), elles sont susceptibles de causer et de subir beaucoup d'interférences avec les autres stations de base. Notamment, on distingue deux types d'interférence : l'interférence *co-tier*, qui est l'interférence entre les femto-cellules appelée interférence dans la même couche et l'interférence *cross-tier*, qui est l'interférence entre les femto-cellules et les autres stations de base appelée interférence entre les couches. Afin d'augmenter les performances des réseaux cellulaires en déployant des femto-cellules, l'interférence doit être réduite, voir annulée, surtout lorsque le réseau cellulaire est très dense (Zahir *et al.*, 2013). Finalement, il existe beaucoup d'autres défis incluant des aspects techniques mais aussi des aspects économiques (Chandrasekhar *et al.*, 2008).

Le problème d'interférence est le problème majeur parce que nous ne pouvons pas parler de transfert intercellulaire ou de la sécurité ou de tout autre problème si une femto-cellule n'est pas capable d'établir une connexion à cause de l'interférence. Conséquemment, l'interférence sans fil dans un réseau cellulaire hiérarchisé, qu'elle soit entre les couches ou dans la même couche, doit être obligatoirement annulée ou réduite (Zahir *et al.*, 2013). La plupart des travaux de recherches ont ainsi essayé de répondre aux questions suivantes : Comment les ressources doivent être allouées afin de mieux gérer l'interférence ? Comment partager le spectre radio entre les différentes stations de base ? Quelle doit être la puissance de transmission des femto-cellules ? Par conséquent, plusieurs techniques ont été proposées dans la littérature qui incluent l'allocation de spectre radio entre les couches, la division

de spectre radio (Chandrasekhar et Andrews, 2009a), l'allocation de puissance de transmission des femto-cellules (Chandrasekhar *et al.*, 2009).

L'association d'utilisateurs aux femto-cellules constitue une des techniques de gestion d'interférence parmi les moins étudiées dans le contexte des femto-cellules. Pourtant, elle constitue un moyen très efficace ayant prouvé ses mérites dans le contexte des réseaux cellulaires de toute génération (Andrews *et al.*, 2012). L'association d'utilisateurs aux stations de base consiste à chercher les paires d'utilisateurs et des femto-cellules appropriées sous certaines contraintes. Ainsi, si cette association est faite correctement alors elle peut, premièrement, réduire l'interférence (ce qui augmente la qualité du signal reçu), deuxièmement, améliorer la procédure de transfert intercellulaire et, troisièmement, équilibrer la charge des femto-cellules.

La plupart des travaux de recherche supposent que l'association d'utilisateurs aux femto-cellules est pré-établie. Ainsi, la majorité du travail qui a été fait concerne les techniques d'allocation de spectre radio ou de puissance. Actuellement, l'algorithme d'association le plus utilisé consiste à associer chaque utilisateur à la station de base qui lui offre la meilleure qualité de signal appelé souvent max-SINR (Ye *et al.*, 2013). Cependant, cette technique n'offre pas les débits souhaitables à cause d'une mauvaise gestion de l'interférence (Andrews *et al.*, 2012). Par conséquent, nous formulons les différents défis apportés par le problème d'associations d'utilisateurs aux femto-cellules sous la forme des questions suivantes : est-ce que nous pouvons développer une autre procédure plus efficace que l'algorithme d'association classique ? Quel est le gain en performances que peut apporter une bonne association d'utilisateurs aux femto-cellules ? Comment pouvons-nous modéliser et résoudre mathématiquement ce problème ?

En outre, les femto-cellules sont déployées par les consommateurs et elles sont

installées d'une manière arbitraire. Ainsi, elles doivent être auto-configurées et auto-adaptées à n'importe quel instant. En d'autres termes, il faut trouver un algorithme d'association d'utilisateurs aux femto-cellules qui est complètement distribué afin de réduire la dépendance à un point central qui constitue souvent un goulot d'étranglement. Par conséquent, nous devons répondre aux questions suivantes : comment pouvons-nous développer un tel algorithme ? Et est-ce qu'un algorithme distribué peut résoudre le problème d'association d'utilisateurs aux femto-cellules efficacement ?

1.3 Objectifs projetés

L'objectif principal de ce travail est l'amélioration des performances d'un réseau cellulaire hiérarchisé à deux couches par le biais de l'association d'utilisateurs aux femto-cellules. Ces performances sont exprimées en fonction du débit de transmission et d'équité (l'équité sera expliciter mathématiquement ultérieurement). Donc, l'objectif projeté est de réduire l'interférence (c.-à-d., augmenter le débit) et améliorer l'équité.

Cet objectif est divisé en différents sous-objectifs. D'abord, on développe des algorithmes centralisés et distribués d'association d'utilisateurs aux femto-cellules dans un réseau cellulaire à deux couches, on compare et on valide les résultats obtenus théoriquement et par des simulations. Les algorithmes développés doivent être à la fois efficaces et performants. Ainsi, il faut trouver le meilleur compromis entre la performance du réseau utilisant un de ces algorithmes et leur complexité de calcul.

Spécifiquement, nous modélisons et étudions mathématiquement le problème d'association d'utilisateurs aux femto-cellules dans un réseau cellulaire à deux couches. Notre but est d'associer, en moyenne, le plus grand nombre d'utilisateurs

aux femto-cellules (voir le chapitre suivant pour plus de détails). Ensuite, nous développons des algorithmes heuristiques centralisés d'association d'utilisateurs aux femto-cellules basés sur la théorie d'optimisation mathématique. Puis, nous développons des algorithmes heuristiques distribués d'association d'utilisateurs aux femto-cellules basés sur la théorie des jeux et l'apprentissage automatique. Finalement, nous comparons ces algorithmes avec les algorithmes optimaux en performance et en complexité.

1.4 Contributions

Ce mémoire étudie le problème d'association d'utilisateurs aux femto-cellules dans un réseau cellulaire hiérarchisé à deux couches dans lequel une station de base macro coexiste avec des stations de base femto.

Afin de résoudre ce problème, les contributions suivantes sont présentées. Ce mémoire :

- considère et modélise deux problèmes d'association d'utilisateurs aux femto-cellules comme étant deux problèmes d'optimisation linéaire en nombres entiers sous les contraintes des rapports « signal-sur-interférence-plus-bruit » (SINR). Le premier problème est le problème d'association non pondérée d'utilisateurs aux femto-cellules et le deuxième problème est le problème d'association pondérée d'utilisateurs aux femto-cellules. Le problème pondéré nous permet à la fois d'améliorer l'équité d'utilisateurs et d'équilibrer la charge des femto-cellules ;
- prouve que le problème d'association non pondérée d'utilisateurs aux femto-cellules est \mathcal{NP} -difficile ;
- propose des algorithmes heuristiques efficaces et non complexes pour résoudre ces deux problèmes ;

- conçoit et améliore les algorithmes optimaux basé sur la recherche exhaustive et sur la séparation et l'évaluation progressive (*branch and bound* en anglais) ;
- évalue la complexité des différents algorithmes proposés ainsi que celle des algorithmes optimaux ;
- modélise le problème non pondéré d'association d'utilisateurs aux femto-cellules par la théorie des jeux ;
- propose un algorithme pour résoudre le problème non pondéré inspiré par l'apprentissage automatique ; et finalement
- par des simulations, démontre l'efficacité des algorithmes proposés en les comparant avec les algorithmes optimaux.

1.5 Organisation

Ce rapport est organisé de la manière suivante. Le chapitre 2 discute de l'état de l'art du problème d'allocation des ressources dans les réseaux cellulaires hiérarchisés. D'abord, il décrit brièvement ce qu'est une femto-cellule. Ensuite, il décrit les travaux qui ont été faits dans le cadre de l'allocation centralisée et distribuée des ressources dans les réseaux cellulaires hiérarchisés. Le chapitre 3 décrit le modèle du système adopté dans ce projet puis modélise et formalise mathématiquement les différents problèmes abordés. Ainsi, une preuve de \mathcal{NP} -difficulté est donnée. Les différents algorithmes proposés pour résoudre ces problèmes sont donnés dans le chapitre 4 ainsi que les algorithmes optimaux. Le chapitre 5 présente les différents résultats obtenus et compare les performances des algorithmes proposés.

CHAPITRE II

ÉTAT DE L'ART

Introduction

Bien que les femto-cellules soient considérées comme étant une solution efficace et encourageante pour améliorer les performances des réseaux cellulaires hiérarchisés, elles introduisent plusieurs nouveaux défis. Ces derniers doivent être surmontés afin de tirer le maximum d'avantages de cette technologie prometteuse. Ce chapitre discute des différents travaux qui ont été réalisés par la communauté scientifique en ce qui concerne les femto-cellules et ses nouveaux défis. Dans un premier lieu, ce chapitre présente d'une manière un peu plus détaillée le concept de femto-cellule. Ensuite, il présente le problème d'allocation des ressources et plus précisément le problème d'association d'utilisateurs aux femto-cellules. Parallèlement, les travaux liés aux aspects algorithmiques et complexité de calcul sont aussi mentionnés. Après, il liste les différentes techniques, qu'elles soient centralisées ou distribuées, proposées dans la littérature pour résoudre la problématique d'association d'utilisateurs aux femto-cellules. Finalement, ce chapitre discute du problème de l'équité dans les réseaux cellulaires et présente les différentes techniques utilisées afin de trouver un compromis entre le débit de transmission et l'équité.

2.1 Les femto-cellules et l'allocation des ressources

2.1.1 Les femto-cellules

Les femto-cellules sont des petites stations de base à courte couverture, à très faible puissance, et à petit coût (Chandrasekhar *et al.*, 2008). Elles sont géné-

ralement regroupées par mode d'accès ou par technologie. Selon la technologie, nous distinguons plusieurs types de femto-cellules soient les femto-cellules GSM et GPRS, les femto-cellules UMTS et HSPA, et les femto-cellules LTE et WiMAX (Zahir *et al.*, 2013).

Les femto-cellules peuvent aussi être classifiées selon leur mode d'accès. Nous distinguons ainsi trois types de femto-cellules : soit celles en mode d'accès ouvert (AO) (*open access* (OA) en anglais), celles en mode d'accès fermé (AF) (*closed access* (CA) en anglais), et celles en mode d'accès hybride (AH) (*hybrid access* (HA) en anglais) (Xia *et al.*, 2010). Le mode AO signifie qu'une femto-cellule peut être utilisée par n'importe quel utilisateur dans le réseau. Le mode AF signifie qu'une femto-cellule ne peut être utilisée que par son propriétaire. Enfin, le mode AH, comme son nom l'indique, est un mode d'accès mixte dans lequel la femto-cellule peut être utilisée à la fois par son propriétaire et par un utilisateur étranger. Ces modes d'accès ont été introduits pour gérer l'interférence dans la même couche et dans les différentes couches (Xia *et al.*, 2010). Par exemple, les femto-cellules AO permettent aux utilisateurs de les choisir lorsqu'ils sont plus proches d'elles. Par conséquent, le problème proche-lointain (*near-far problem* en anglais) peut être facilement allégé, ce qui sera expliqué ultérieurement (voir la figure 2.1). En effet, les femto-cellules AO peuvent fournir des gains de 300% pour les utilisateurs à domicile en diminuant l'effet du problème proche-lointain d'après (Xia *et al.*, 2010). En revanche, les femto-cellules AF permettent à leurs propriétaires d'avoir une meilleure sécurité et intimité. Toutefois, les femto-cellules AF augmentent l'effet du problème proche-lointain par la restriction imposée aux utilisateurs possibles (voir la figure 2.1 ci-dessous). La figure 2.1 illustre le problème proche-lointain dans les deux sens de transmission (montant et descendant) dans le cas d'un réseau cellulaire dans lequel une macro-cellule coexiste avec deux femto-cellules. Par exemple, le « scénario A : reverse link » dans la figure 2.1 montre que l'utilisateur

de la station de base centrale transmet vers sa station de base avec une puissance très forte (parce qu'il est loin d'elle) qui crée beaucoup d'interférence à la femto-cellule qui transmet à son utilisateur par une puissance faible (parce qu'il est proche d'elle). C'est le problème proche-lointain.

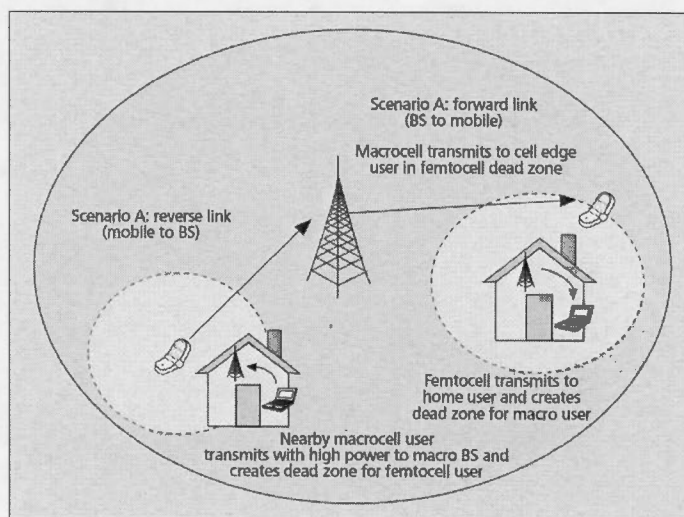


Figure 2.1 Problème proche lointain dans un réseau cellulaire à deux couches (Chandrasekhar *et al.*, 2008).

Plusieurs travaux ont étudié les modes d'accès des femto-cellules. Dans (Xia *et al.*, 2010), les auteurs ont étudié les femto-cellules en modes AO et AF. Ils ont caractérisé la différence entre les deux catégories et ont montré théoriquement et par simulation que les modes d'accès des femto-cellules dépend profondément de la technologie d'accès multiple adoptée par les opérateurs (TDMA, OFDMA, ou CDMA). Ils ont affirmé qu'il est préférable d'utiliser des femto-cellules AF dans un réseau cellulaire à accès multiple TDMA ou OFDMA. Par contre, il est préférable d'utiliser des femto-cellules AO dans un réseau cellulaire à accès multiple CDMA. Dans (Yun *et al.*, 2011), les auteurs ont étudié les femto-cellules AO et AF d'un point de vue économique. Ils ont analysé l'impact des incitations de

l'utilisateur sur le chiffre d'affaire d'un opérateur de réseau quelconque. En utilisant un modèle économique basé sur la théorie des jeux, ils ont montré que les femto-cellules AO sont plus bénéfiques pour les opérateurs. Jo *et al.* ont étudié et démontré mathématiquement, en calculant la distribution de SINR en fonction de la distance entre la macro-cellule et les femto-cellules, qu'il y a un conflit entre les consommateurs à l'intérieur et ceux à l'extérieur pour le choix du mode d'accès des femto-cellules dans le sens descendant, c.-à-d., les consommateurs à l'intérieur préfèrent des femto-cellules AF tandis que les consommateurs à l'extérieur préfèrent des femto-cellules AO (Jo *et al.*, 2011). Dans ce cas, ils ont montré qu'un mode d'accès intermédiaire est préférable pour les deux types de consommateurs.

2.1.2 L'allocation des ressources

Le problème d'allocation des ressources est un problème à plusieurs dimensions qui sont généralement le temps, la puissance, la fréquence, et l'espace. Afin de mieux gérer l'interférence dans les réseaux cellulaires hiérarchisés, l'allocation de puissance, l'allocation des fréquences, et l'allocation de temps (l'ordonnancement) sont les allocations des ressources les plus adoptées (Han et Liu, 2008). Dans ce travail, nous nous concentrons sur la réduction des tailles des cellules (ou la diminution de la distance entre les stations de base femto et leurs utilisateurs). Par conséquent, les ressources considérées sont les femto-cellules et donc l'allocation des ressources dans ce travail est l'association d'utilisateurs aux femto-cellules. Cependant, le problème d'association d'utilisateurs aux femto-cellules contrairement aux problème d'allocation de puissance ou des fréquences n'est pas suffisamment étudié.

L'association d'utilisateurs aux femto-cellules peut être réalisée d'une façon centralisée ou distribuée. L'association centralisée est le processus d'associer les

utilisateurs aux femto-cellules en utilisant un point central qui prend la décision pour tous les utilisateurs. Par contre, l'association distribuée est le processus d'associer les utilisateurs aux femto-cellules en utilisant seulement l'information locale.

Dans ce qui suit, nous décrivons les différents travaux qui ont été réalisés pour résoudre le problème de l'allocation centralisée ou distribuée des ressources en général et le problème de l'association d'utilisateurs aux femto-cellules centralisée ou distribuée en particulier.

2.2 L'allocation centralisée des ressources

Dans un premier lieu, nous présentons le problème de l'allocation des ressources d'un point de vue algorithmique et complexité de calcul. Algorithmiquement, le problème de l'activation des liens (ou problème d'ordonnancement ou *scheduling problem* en anglais) est le problème de l'allocation des ressources le plus étudié dans les réseaux sans fil. Il est divisé en deux sous-problèmes : le problème de minimiser le temps d'ordonnancement en activant tous les liens et en respectant la qualité de service (QoS) d'utilisateurs, appelé souvent le problème de *scheduling*, et le problème de maximiser les liens activés en respectant la QoS d'utilisateurs, appelé souvent le problème de *one shot scheduling*.

Le travail séminal de (Goussevskaja *et al.*, 2007) a étudié le problème de *scheduling* et le problème de *one shot scheduling* dans un réseau maillé. (Goussevskaja *et al.*, 2007) a prouvé que le problème de *one shot scheduling* dans le cas pondéré (la maximisation pondérée du nombre de liens sans fil à activer, voir les détails dans leur article) est un problème \mathcal{NP} -difficile et a proposé deux algorithmes d'approximation qui garantissent une solution proche de la solution optimale.

Le problème d'association d'utilisateurs aux femto-cellules est un problème d'activation des liens que nous pouvons voir exactement comme le problème de *one slot scheduling* mais dans le cas non pondéré. Ce problème n'a jamais été démontré comme un problème \mathcal{NP} -difficile. Bien que la preuve fournie par (Goussevskaja *et al.*, 2007) est citée dans les articles qui étudient le problème d'association d'utilisateurs, cette preuve n'est pas valide dans le cas non pondéré. Dans ce mémoire, nous montrons que le problème *one slot scheduling* dans le cas non pondéré est un problème \mathcal{NP} -difficile.

Après le travail de (Goussevskaja *et al.*, 2007), plusieurs techniques algorithmiques ont été proposées avec des études de complexité qui discutent le problème de l'ordonnancement, notamment (Moscibroda et Wattenhofer, 2006a, Halldórsson et Wattenhofer, 2009). D'autres travaux tentent de développer des algorithmes d'approximation (Dams *et al.*, 2012, Andrews et Dinitz, 2009). Dans (Capone *et al.*, 2011), le problème de l'ordonnancement est modélisé comme étant un problème combinatoire en nombres entiers par le problème du sac à dos. Les auteurs proposent une nouvelle technique qui résout efficacement ce problème en réduisant sa nature combinatoire.

Dans un second lieu, nous discutons le problème de l'allocation des ressources d'un point de vue réseau. Premièrement, l'allocation de spectre (ou de fréquence) a été étudiée depuis longtemps dans les réseaux cellulaires classiques (Hale, 1980, Yeung et Nanda, 1996). Récemment, les auteurs de (Li *et al.*, 2012) ont étudié le problème d'allocation des ressources avec des femto-cellules AO en utilisant la méthode d'accès multiple OFDMA. Leur approche est basée sur la réduction de l'interférence *cross-tier*. Ils se basent sur l'idée de la radio cognitive pour limiter l'interférence introduite par les femto-cellules aux macro-cellules et pour garantir une certaine QoS aux usagers macro. Ils formulent leur problème comme un

problème d'optimisation de puissance et de spectre et ils proposent une solution quasi-optimale en utilisant les méthodes de décomposition duale (Boyd et Vandenberghe, 2004). Finalement, ils ont montré que l'approche proposée donne des meilleurs débits par rapport aux approches qui utilisent des femto-cellules AF. L'allocation des ressources proposée par (Marshoud *et al.*, 2012) est basée sur une solution méta-heuristique en utilisant un algorithme génétique. Leur contribution est constituée de trois volets : (1) l'affectation de la puissance et de la bande passante en se basant sur le partitionnement du spectre, (2) la sélection de l'ensemble d'utilisateurs qui sera connecté à chaque station de base, et (3) la maximisation du débit en fonction des demandes et des exigences en QoS des différents utilisateurs. Un autre volet intéressant de recherche est l'allocation conjointe des ressources. Nous citons par exemple (Fallgren, 2012) qui a étudié l'allocation conjointe des fréquences, de puissance, et d'association des stations de base dans un réseau cellulaire avec des nœuds relais. Il résout le problème conjoint d'une façon séquentielle, c.-à-d., l'algorithme proposé commence par trouver une allocation de fréquences puis une allocation de puissance et finalement une association des stations de base. En outre, il résout le problème d'allocation des fréquences par une approche heuristique et une approche d'optimisation. Il montre que l'approche heuristique donne des meilleurs résultats avec l'existence des nœuds relais. En fait, ce papier montre que l'utilisation des nœuds relais dans un réseau cellulaire hiérarchisé donne des gains très élevés. Dans (Kuang *et al.*, 2012), les auteurs proposent une technique séquentielle pour résoudre le problème conjoint d'allocation de puissance, d'antennes, et d'association des stations de base dans un réseau cellulaire hétérogène. Cette technique essaie de maximiser le débit total dans le sens montant de la transmission et garantit une certaine QoS aux utilisateurs. Un autre travail ayant modélisé le problème conjoint d'allocation de puissance et d'association des stations de base est (Qian *et al.*, 2013). Ce dernier résout ce

problème par une technique d'optimisation connue sous le nom de *décomposition de Bender*. Les auteurs de cet article transforment le problème conjoint en un problème à un seul étage. Ils introduisent un facteur τ qui présente un compromis entre les performances et la convergence de leur algorithme proposé et ils montrent que lorsque τ est petit, leur algorithme approche la solution optimale.

2.3 L'allocation distribuée des ressources

L'allocation distribuée des ressources est la procédure d'allouer les ressources radio sans l'utilisation d'une entité centrale. Parmi les outils les plus utilisés pour modéliser et résoudre ce genre de problème est la théorie des jeux (une courte présentation sur la théorie des jeux est donnée dans le chapitre 4).

Dans (Chandrasekhar et Andrews, 2009a), les auteurs proposent une méthode décentralisée d'allocation de spectre dans un réseau cellulaire à plusieurs couches. Leur méthode utilise une allocation de spectre orthogonale ce qui permet d'annuler l'interférence *cross-tier*. Le problème qui persiste est comment réduire l'interférence *co-tier*. L'article propose une nouvelle technique appelée *frequency-ALOHA* basée sur une allocation de spectre aléatoire entre les femto-cellules et est inspirée par la fameuse technique *slotted-ALOHA*. En d'autres termes, les femto-cellules utilisent leur partie du spectre avec une certaine probabilité. Aussi, ils étudient analytiquement la maximisation de l'efficacité spectrale par zone de l'ensemble du réseau.

Les auteurs de (Chen et Baccelli, 2010) proposent une nouvelle technique distribuée basée sur l'échantillonnage de Gibbs afin de résoudre le problème conjoint d'allocation de puissance et d'association d'utilisateurs. Leur approche ne nécessite pas beaucoup d'échange d'informations et offre des délais de transmission très faibles et un niveau d'équité acceptable pour les utilisateurs.

D'autres travaux de recherche, en l'occurrence (Southwell *et al.*, 2014) et (Chen et Huang, 2013), ont résolu le problème d'allocation des fréquences en utilisant la théorie des jeux. Les auteurs de (Southwell *et al.*, 2014) ont essayé de trouver la meilleure allocation de fréquences, soit celle qui satisfait les QdS d'utilisateurs. Le problème est modélisé par un jeu de potentiel. Ils motivent leur travail par le fait que le problème centralisé de maximisation du nombre d'utilisateurs satisfaits est \mathcal{NP} -difficile. Ils étudient l'équilibre de Nash pur et le prix d'anarchie du jeu proposé. Dans (Chen et Huang, 2013), les auteurs modélisent le problème d'allocation des fréquences par un jeu et ils montrent qu'il s'agit d'un jeu de congestion (donc a nécessairement un équilibre de Nash). Ils ont développé un algorithme distribué et ils étudient sa convergence vers l'équilibre de Nash.

La plupart des travaux modélisent le problème d'allocation des ressources et étudient ses points d'équilibre. Souvent, ils ne donnent pas des algorithmes qui convergent vers ces points d'équilibre. Parmi les méthodes les plus utilisées pour trouver les points d'équilibre dans les jeux sont les méthodes d'apprentissage (Pradelski et Young, 2012). Spécifiquement, il y a des techniques basées sur l'apprentissage par renforcement (*reinforcement learning*) (Busoniu *et al.*, 2008) et sur l'essai et erreur (*trial and error*) (Young, 2009). Une bonne étude sur les différentes techniques d'apprentissage dans les réseaux sans fil est donnée par (Rose *et al.*, 2011). Le travail de (Rose *et al.*, 2014) utilise un paradigme récent d'apprentissage appelé essai et erreur interactif afin de développer un algorithme complètement distribué pour l'allocation de puissance dans les réseaux maillés décentralisés. Les auteurs montrent que si la fonction objective est bien choisie alors leur solution converge vers un état stable qui représente la solution optimale globale du problème centralisé. Finalement, ils modifient leur solution pour qu'elle soit plus rapide en terme de convergence. Les auteurs de (Nazir *et al.*, 2010) ont proposé et comparent deux méthodes d'apprentissage basées sur l'apprentissage Q

(*Q-learning* en anglais) et la théorie des jeux évolutionnaires. Les performances de ces deux algorithmes sont évaluées par simulations. Dans un réseau cellulaire à deux couches, les auteurs de (Bennis *et al.*, 2013) ont développé un algorithme distribué basé sur la théorie de l'apprentissage par renforcement pour résoudre le problème d'allocation de puissance. Leur algorithme maximise le débit des stations de base femto et garantit une QdS à la station de base macro en réduisant l'interférence *cross-tier*.

2.4 L'équité dans les réseaux cellulaires

« Pour différents chercheurs, il est assez difficile de s'entendre sur une définition unique de l'équité car elle est subjective. Lorsque nous considérons des individus rationnels, chaque individu évalue la part des ressources qu'il a reçu et la compare avec les autres à partir de son propre point de vue. Par conséquent, la définition de l'équité est influencée par la valeur attribuée aux ressources par le concepteur du système ou par les individus du système. » (Shi *et al.*, 2014).

Indépendamment de la définition que prend la notion d'équité, elle constitue un phénomène très important qui ne doit pas être ignoré dans les réseaux sans fil en général et dans les réseaux cellulaires en particulier. À titre d'exemple, considérons une station de base qui tente de servir un des deux utilisateurs comme le montre la figure 2.2. L'objectif est d'associer un utilisateur à la fois à la station de base en respectant la QdS de l'utilisateur associé. Supposons que l'utilisateur U1 est très proche de B1 et supposons que U2 est très loin de B1. En utilisant un algorithme d'association d'utilisateurs classique, U1 sera souvent associé à B1 tandis que U2 sera associé à B1 très rarement. Ainsi, U2 se verra traiter d'une manière non équitable. Par conséquent, il faut trouver un algorithme équitable d'association d'utilisateurs aux stations de base.

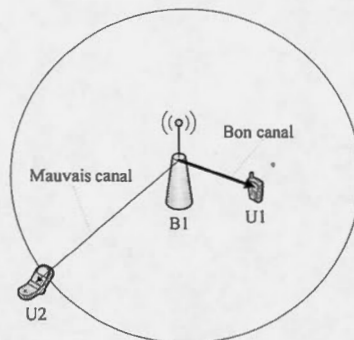


Figure 2.2 Exemple d'allocation des ressources en ignorant l'équité.

Afin d'avoir une meilleure performance (en débit et en équité), il faut trouver le meilleur compromis entre l'allocation des ressources et l'équité. Pour trouver ce compromis, la plupart des travaux utilisent l'équité comme une contrainte dans la modélisation du problème d'allocation des ressources, ce qui est le cas par exemple dans (Shen *et al.*, 2005, Li et Liu, 2006). En outre, plusieurs travaux de recherche ont été réalisés afin de trouver ce compromis en utilisant l'association d'utilisateurs aux stations de base (Ye *et al.*, 2013, Son *et al.*, 2007). Dans (Ye *et al.*, 2013), les auteurs résolvent le problème d'association d'utilisateurs aux stations de base pour équilibrer la charge des cellules, c.-à-d., pour maximiser l'équité des stations de base. Ils formalisent le problème par la théorie d'optimisation mathématique et ils proposent un algorithme distribué en se basant sur la technique de la décomposition duale.

CHAPITRE III

MODÈLE DU SYSTÈME ET FORMULATION DES PROBLÈMES

Introduction

Un modèle de système est souvent utilisé pour simplifier, élaborer, et faciliter l'étude d'un système réel complexe. Il doit donc être à la fois simple et détaillé de telle sorte que la plupart des paramètres du système soient considérés. Par exemple, un réseau sans fil est un système qui est constitué de plusieurs entités (stations de base, antennes, utilisateurs, câbles, etc). Comment pouvons-nous élaborer ce type de système pour que nous puissions étudier ses caractéristiques mathématiquement ?

Ce chapitre discute du modèle du système adopté dans ce projet. Dans un premier lieu, ce chapitre présente l'architecture du réseau cellulaire. Après, il discute des différentes hypothèses utilisées. Ensuite, il définit les différents problèmes abordés. Finalement, ces problèmes sont formulés et modélisés mathématiquement.

Dans ce projet, le modèle du système consiste en un réseau cellulaire à deux couches avec la coexistence d'une macro-cellule et des femto-cellules. Ce réseau comporte un certain nombre d'utilisateurs qui doivent être servis par les différentes stations de base. Plus tard dans ce chapitre, un modèle du système d'un réseau cellulaire à une seule couche (la couche des femto-cellules) est discuté.

3.1 Modèle du système

Le modèle du système considéré est un réseau cellulaire hiérarchisé à deux couches dans lequel une station de base centrale appelée macro-cellule coexiste avec des petites stations de base appelées femto-cellules. Le choix d'une seule

macro-cellule est justifié par le fait que l'interférence entre plusieurs macro-cellules est aisément annulée en utilisant des fréquences orthogonales (*split spectrum* en anglais) (Chandrasekhar et Andrews, 2009b). La première couche est constituée de la macro-cellule et la deuxième couche est constituée des femto-cellules qui sont supposées des femto-cellules AO. L'accès aux stations de base se fait en temps et en fréquence. Deux bandes de fréquences radio B_1 et B_2 sont considérées disponibles.

Dans cette partie, B_1 et B_2 sont supposées égales, c.-à-d., la macro-cellule et les femto-cellules partagent la même bande de fréquences. Ce genre d'union de spectre est connu sous le nom de partage de spectre (*shared spectrum* en anglais) (Chandrasekhar et Andrews, 2009b). D'où l'hypothèse $\mathcal{H}_1 : B_1 = B_2 = B$. L'hypothèse \mathcal{H}_1 implique qu'il existe de l'interférence *cross-tier* ainsi que l'interférence *co-tier*. À un instant t donné, les femto-cellules et la macro-cellule utilisent la même bande de fréquences B . Toutes les stations de bases et ainsi que tous les utilisateurs sont supposés être équipés d'une seule antenne. D'où le réseau considéré est un réseau SISO (*Single Input Single Output* en anglais). Par conséquent, une station de base qu'elle soit macro ou femto peut communiquer avec un seul utilisateur à la fois à l'instant t .

La macro-cellule est localisée dans un plan cartésien et possède les coordonnées suivantes (x_{MC}, y_{MC}) . Il existe un seul utilisateur connecté à la macro-cellule, appelé l'utilisateur macro. Le réseau cellulaire comporte N femto-cellules et M utilisateurs appelés utilisateurs femto qui peuvent être servis par les femto-cellules. Nous rappelons que l'objectif est d'associer le plus grand nombre d'utilisateurs femto aux femto-cellules. Nous notons par MC, UM, FCs, et UFs la macro-cellule, l'utilisateur macro, les femto-cellules, et les utilisateurs femto, respectivement.

La zone du réseau cellulaire est modélisée par un disque \mathcal{C} de rayon R et de centre $C = (x_{MC}, y_{MC})$. L'UM, les FCs, et les UFs sont localisés d'une manière

aléatoire dans \mathcal{C} suivant une distribution de probabilité. Leurs coordonnées sont donnés respectivement par (x_{UM}, y_{UM}) , $(\mathbf{x}_{FC}, \mathbf{y}_{FC})^T$, et $(\mathbf{x}_{UF}, \mathbf{y}_{UF})^T$ où

$$(\mathbf{x}_{FC}, \mathbf{y}_{FC})^T = \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_N \\ y_1 & y_2 & \cdots & y_N \end{pmatrix},$$

et

$$(\mathbf{x}_{UF}, \mathbf{y}_{UF})^T = \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_M \\ y_1 & y_2 & \cdots & y_M \end{pmatrix}.$$

Pour simplifier les notations, nous considérons $\mathcal{B} = \{0, 1, \dots, N\}$ et $\mathcal{U} = \{0, 1, \dots, M\}$ l'ensemble des stations de base (la MC est notée par l'élément 0 et les FCs sont notées par les éléments de 1 à N) et l'ensemble d'utilisateurs (de même l'UM est noté par l'élément 0 et les UFs sont notés par les éléments de 1 à M), respectivement. Une figure explicative est donnée par la figure 3.1. Le modèle du canal

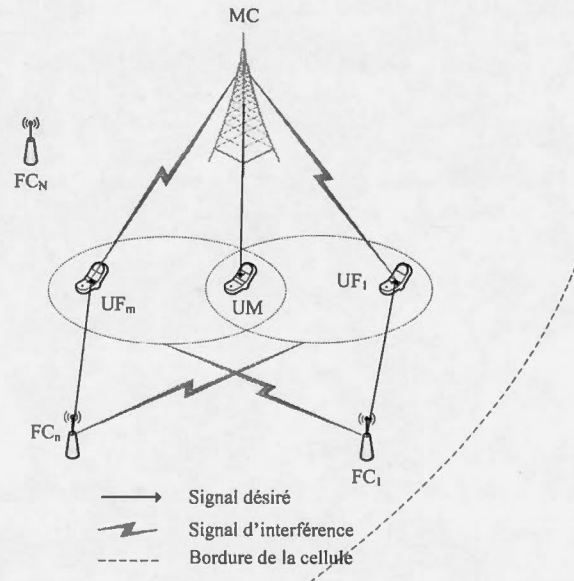


Figure 3.1 Modèle du système.

sans fil utilisé dans ce travail est un modèle général qui inclut le modèle d'affaiblissement de propagation (ou *path loss propagation model* en anglais) et le modèle d'évanouissement lent de Rayleigh (*slow Rayleigh fading model* en anglais). L'évanouissement lent signifie que le canal sans fil ne change pas durant l'intervalle du temps T_s où T_s est la durée symbole. En d'autres termes, le temps de cohérence¹ du canal, T_c , est beaucoup plus grand que la durée symbole T_s , c.-à-d., $T_c \gg T_s$. L'évanouissement lent de Rayleigh signifie que l'amplitude du signal sans fil d'un évanouissement lent suit une distribution de Rayleigh. La densité de probabilité de la distribution de Rayleigh $f(x)$ dépend d'un paramètre σ et elle est donnée sur la figure 3.2.

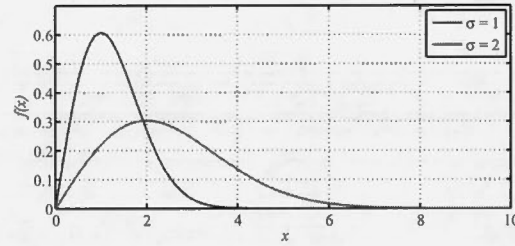


Figure 3.2 Densité de probabilité de la distribution de Rayleigh.

Par conséquent, le modèle du canal sans fil peut être écrit mathématiquement comme suit : pour tout $m \in \mathcal{U}$ et pour tout $n \in \mathcal{B}$, le gain entre m et n est défini par :

$$g_{mn} = \sqrt{\left(\frac{d_0}{d_{mn}}\right)^\alpha} \cdot h_{mn}, \quad (3.1)$$

où α est l'exposant d'affaiblissement, d_0 est une distance de référence qui se trouve dans le champ lointain (ou la zone de Fraunhofer) d'une antenne (*far-field* en

1. Le temps de cohérence est le temps minimal requis pour que le changement d'amplitude ou de phase d'un signal sans fil devient non corrélé à partir de la valeur précédente.

anglais) (Andersen *et al.*, 1995) et d_{mn} est la distance Euclidienne entre m et n qui est donnée par :

$$d_{mn} = \sqrt{(x_m - x_n)^2 + (y_m - y_n)^2}, \quad (3.2)$$

et h_{mn} est le coefficient d'évanouissement lent de Rayleigh entre m et n modélisé comme une variable aléatoire complexe Gaussienne à moyenne nulle et à variance unitaire. Le canal descendant (*downlink channel* en anglais) est considéré dans notre projet. En d'autres termes, toutes les stations de base transmettent et tous les utilisateurs reçoivent. Chaque utilisateur $m \in \mathcal{U}$ dans le réseau exige une certaine QdS (la QdS est explicitée mathématiquement ultérieurement). Une QdS faible est inacceptable par l'utilisateur en question. Ainsi, l'utilisateur ne sera pas capable de recevoir aucune information si sa QdS est en dessous d'un certain seuil.

Chaque station de base $n \in \mathcal{B}$ peut transmettre à un seul utilisateur à la fois avec une puissance de transmission p_n . Sauf indication contraire, la puissance de transmission p_n est supposée fixe et uniforme, c.-à-d., $p_n = p$ pour tout n . Cette supposition est connue sous le nom d'allocation de puissance uniforme. Elle est considérée valable et réaliste (Avin *et al.*, 2009). Les auteurs de cet article ont montré qu'une telle supposition est parfois très utile dans l'analyse d'un réseau sans fil. La macro-cellule transmet toujours à son UM avec une puissance p_0 (l'UM est déjà associé avec la MC).

Nous adoptons le modèle de réception du signal suivant : à un instant t donné, chaque station de base $n \in \mathcal{B}$ transmet un symbole $s_n(t)$ à un utilisateur (voir la figure 3.3 pour un schéma explicatif). Supposons que la FC $n_1 \in \mathcal{B} \setminus \{0\}$ transmet à l'UF $m_1 \in \mathcal{U} \setminus \{0\}$ et que la FC $n_2 \in \mathcal{B} \setminus \{0\}$ transmet à l'UF $m_2 \in \mathcal{U} \setminus \{0\}$. Alors, les signaux reçus au niveau de m_1 , m_2 , et au niveau de 0 à l'instant t s'écrivent

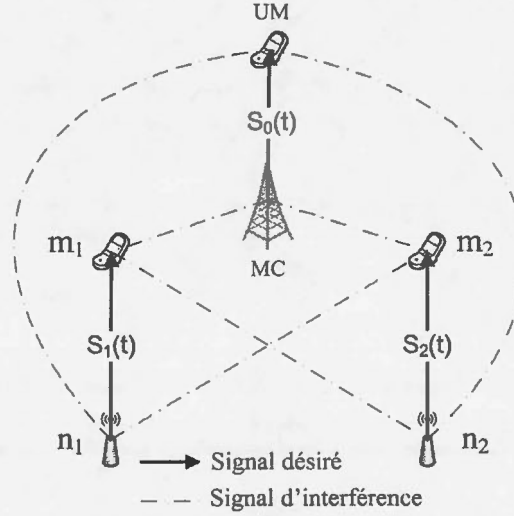


Figure 3.3 Exemple de transmission entre deux FCs avec l'existence d'une MC.

comme suit (pour plus de détails sur ces équations, voir (Etkin *et al.*, 2008)) :

$$y_{m_1}(t) = \sqrt{p} \cdot g_{m_1 n_1} \cdot s_{n_1}(t) + \sqrt{p} \cdot g_{m_1 n_2} \cdot s_{n_2}(t) + \sqrt{p_0} \cdot g_{m_1 0} \cdot s_0(t) + \eta_{m_1}. \quad (3.3)$$

$$y_{m_2}(t) = \sqrt{p} \cdot g_{m_2 n_2} \cdot s_{n_2}(t) + \sqrt{p} \cdot g_{m_2 n_1} \cdot s_{n_1}(t) + \sqrt{p_0} \cdot g_{m_2 0} \cdot s_0(t) + \eta_{m_2}. \quad (3.4)$$

$$y_0(t) = \sqrt{p_0} \cdot g_{00} \cdot s_0(t) + \sqrt{p} \cdot g_{0 n_1} \cdot s_{n_1}(t) + \sqrt{p} \cdot g_{0 n_2} \cdot s_{n_2}(t) + \eta_0. \quad (3.5)$$

où η_{m_i} , $i \in \{1, 2\}$, est le bruit Gaussien blanc additif (BGBA) au niveau de m_i , η_0 est le BGBA au niveau de 0. Par conséquent, les rapports signal sur interférence plus bruit (SINR) reçus au niveau de chaque utilisateur m_1 , m_2 , et 0 sont donnés en se basant sur les équations (3.3) à (3.5) respectivement par SINR_{m_1} , SINR_{m_2} ,

et SINR_0 comme suit :

$$\text{SINR}_{m_1} = \frac{p \cdot |g_{m_1 n_1}|^2}{p \cdot |g_{m_1 n_2}|^2 + p_0 |g_{m_1 0}|^2 + N_0}. \quad (3.6)$$

$$\text{SINR}_{m_2} = \frac{p \cdot |g_{m_2 n_2}|^2}{p \cdot |g_{m_2 n_1}|^2 + p_0 |g_{m_2 0}|^2 + N_0}. \quad (3.7)$$

$$\text{SINR}_0 = \frac{p_0 \cdot |g_{00}|^2}{p \cdot |g_{0 n_1}|^2 + p |g_{0 n_2}|^2 + N_0'}. \quad (3.8)$$

où N_0 est la variance du BGBA au niveau d'un UF. N_0' est la variance du BGBA au niveau de l'UM. L'exemple ci-dessus explique le modèle physique de réception du signal (ou modèle SINR) qui est le modèle le plus utilisé dans les réseaux sans fil (Gupta et Kumar, 2000, Moscibroda et Wattenhofer, 2006b). Il est montré analytiquement et à travers des expérimentations que ce modèle est plus réaliste et plus efficace par rapport aux autres modèles utilisés tels que le modèle de protocole (Iyer *et al.*, 2009), etc.

Étant donné que l'objectif est d'associer le plus grand nombre d'UFs aux FCs, une variable binaire x_{mn} est utilisée afin de faciliter la formulation du problème. Cette variable est définie comme suit pour tout $m \in \mathcal{U} \setminus \{0\}$ et pour tout $n \in \mathcal{B} \setminus \{0\}$:

$$x_{mn} = \begin{cases} 1 & \text{si } m \text{ est associé à } n \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Le vecteur d'association appartenant à l'ensemble $\{0, 1\}^{M \cdot N}$ qui correspond aux

variables binaires x_{mn} est noté par \mathbf{x} et est donné par :

$$\mathbf{x} = \left(\underbrace{x_{11} \ x_{12} \ \cdots \ x_{1N}}_{N \text{ éléments, utilisateur 1}} \ \cdots \ \underbrace{x_{M1} \ x_{M2} \ \cdots \ x_{MN}}_{N \text{ éléments, utilisateur } M} \right)^T. \quad (3.9)$$

Le vecteur \mathbf{x} représente une association possible d'UFs aux FCs. Par exemple, $\mathbf{x}(i) = 1$ signifie qu'il existe $m \in \mathcal{U} \setminus \{0\}$ et il existe $n \in \mathcal{U} \setminus \{0\}$ tel que $\mathbf{x}(i) = x_{mn} = 1$ (m est associé n).

Par la suite, le rapport SINR au niveau de chaque récepteur $m \in \mathcal{U} \setminus \{0\}$ est défini comme suit : pour tout $n \in \mathcal{B} \setminus \{0\}$ et pour tout $m \in \mathcal{U} \setminus \{0\}$:

$$\text{SINR}_{mn}^w(\mathbf{x}) = \frac{p|g_{mn}|^2 x_{mn}}{N_0 + p_0|g_{m0}|^2 + \sum_{\substack{m'=1 \\ m' \neq m}}^M \sum_{\substack{n'=1 \\ n' \neq n}}^N p|g_{mn'}|^2 x_{m'n'}}. \quad (3.10)$$

Le rapport SINR au niveau de l'UM est donné par :

$$\text{SINR}_{00}^w(\mathbf{x}) = \frac{p_0|g_{00}|^2}{N_0' + \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N p|g_{0n}|^2 x_{mn}}. \quad (3.11)$$

Les seuils SINR au niveau de chaque UF et au niveau de l'UM sont notés respectivement par Γ et Γ_0 . Ces seuils modélisent la QdS exigée par le récepteur $m \in \mathcal{U}$. Ainsi, les UF exigent que leurs rapports $\text{SINR}_{mn}^w(\mathbf{x})$, donnés par l'équation (3.10), soient toujours au-dessus de Γ et l'UM exige que son rapport $\text{SINR}_{00}^w(\mathbf{x})$, donné par l'équation (3.11), soit toujours au-dessus de Γ_0 . En d'autres termes, pour une association \mathbf{x} , il faut que :

$$\text{SINR}_{00}^w(\mathbf{x}) \geq \Gamma_0,$$

et pour tout $n \in \mathcal{B} \setminus \{0\}$, pour tout $m \in \mathcal{U} \setminus \{0\}$:

$$\text{SINR}_{mn}^w(\mathbf{x}) \geq \Gamma.$$

Finalement, une association des stations de bases est dite réalisable si et seulement si elle répond aux seuils SINR pour tous les utilisateurs.

Modèle du système sans la macro-cellule. Dans cette partie, l'hypothèse \mathcal{H}_1 est modifiée de sorte que les deux bandes de fréquences B_1 et B_2 sont maintenant totalement séparées, $B_1 \neq B_2$. En fait, nous supposons que les canaux de B_1 et de B_2 sont totalement orthogonaux. D'où l'hypothèse $\mathcal{H}_2 : B_1 \perp B_2$. Ce genre de séparation de spectre est connu sous le nom de division de spectre (Chandrasekhar et Andrews, 2009b) (*split spectrum* en anglais). L'hypothèse \mathcal{H}_2 peut être justifiée par plusieurs raisons telles que : premièrement, l'opérateur gère le spectre afin de ne pas déranger les propriétaires des femto-cellules, deuxièmement, la puissance faible utilisée par les femto-cellules et la puissance forte utilisée par la macro-cellule (le problème proche-lointain), troisièmement, le manque de coordination entre les femto-cellules et la macro-cellule, etc. Par conséquent, l'interférence *cross-tier* est supposée inexistante.

Ainsi, le rapport SINR au niveau de chaque UF est écrit comme suit : pour tout $n \in \mathcal{B} \setminus \{0\}$ et pour tout $m \in \mathcal{U} \setminus \{0\}$:

$$\text{SINR}_{mn}^{\text{wo}}(\mathbf{x}) = \frac{p_n |g_{mn}|^2 x_{mn}}{N_0 + \sum_{\substack{m'=1 \\ m' \neq m}}^M \sum_{\substack{n'=1 \\ n' \neq n}}^N p_{n'} |g_{mn'}|^2 x_{m'n'}}. \quad (3.12)$$

L'objectif est, comme précédemment, d'associer le plus grand nombre d'UFs aux FCs en respectant leurs QdS. En d'autres termes, nous cherchons une association

\mathbf{x} qui contient le plus grand nombre de un tel que pour tout $m \in \mathcal{U} \setminus \{0\}$ et pour tout $n \in \mathcal{B} \setminus \{0\}$:

$$\text{SINR}_{mn}^{\text{wo}}(\mathbf{x}) \geq \Gamma.$$

3.2 Problème d'association d'utilisateurs

Généralement, l'objectif d'optimisation le plus utilisé dans un réseau sans fil est la maximisation du débit de transmission ou la minimisation des délais de transmission. Gupta et Kumar ont montré que le débit de transmission d'un réseau sans fil est directement lié aux nombres d'utilisateurs qui existent dans le réseau. En plus, les auteurs ont calculé la relation analytique qui existe entre le débit de transmission et le nombre d'utilisateurs (Gupta et Kumar, 2000). En effet, le débit de transmission est de l'ordre de $\Theta\left(\frac{1}{\sqrt{P \cdot \log P}}\right)$ où P est le nombre des nœuds émetteurs qui existent dans le réseau. Par conséquent, la maximisation du nombre d'utilisateurs associés est considérée dans ce projet. Donc, le but est d'associer le plus grand nombre d'UFs aux FCs en respectant les QdS d'UFs ainsi que celle de l'UM.

Particulièrement, deux problèmes d'association d'utilisateurs sont considérés. Le premier est appelé le problème *d'association pondérée d'UFs aux FCs* et le deuxième est appelé le problème *d'association non pondérée d'UFs aux FCs*.

3.2.1 Problème d'association non pondérée d'utilisateurs

Dans cette section, le problème *d'association non pondérée d'UFs aux FCs* est considéré. D'abord, il est modélisé et formalisé mathématiquement. Ensuite, nous démontrons qu'il s'agit d'un problème \mathcal{NP} -difficile.

La formulation du problème d'association non pondérée d'utilisateurs utilise principalement la théorie d'optimisation combinatoire en nombres entiers (Schrijver, 1986). Le problème non pondéré peut s'écrire comme suit :

$$\underset{\mathbf{x}}{\text{maximiser}} \quad f^w(\mathbf{x}) = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M x_{mn} \quad (3.13a)$$

$$\text{sous les contraintes} \quad \sum_{m=1}^M x_{mn} \leq 1, \quad \forall n \in \mathcal{B} \setminus \{0\}, \quad (3.13b)$$

$$\sum_{n=1}^N x_{mn} \leq 1, \quad \forall m \in \mathcal{U} \setminus \{0\}, \quad (3.13c)$$

$$\text{SINR}_{mn}^w(\mathbf{x}) \geq \Gamma x_{mn}, \quad \forall m \in \mathcal{U} \setminus \{0\} \quad \forall n \in \mathcal{B} \setminus \{0\}, \quad (3.13d)$$

$$\text{SINR}_{00}^w(\mathbf{x}) \geq \Gamma_0, \quad (3.13e)$$

$$x_{mn} \in \{0, 1\}, \quad \forall m \in \mathcal{U} \setminus \{0\}, \quad n \in \mathcal{B} \setminus \{0\}. \quad (3.13f)$$

La fonction-objectif (3.13a) signifie que le but est de maximiser le nombre d'UFs associés aux FCs, c.-à-d., maximiser le nombre des variables x_{mn} qui prennent la valeur 1. La contrainte (3.13b) assure qu'une FC sert un et un seul UF tandis que contrainte (3.13c) assure qu'un UF est associé à une et une seule FC. La contrainte (3.13d) signifie qu'un UF, une fois associé à une FC, doit avoir un SINR au-dessus de son seuil SINR, Γ . La garantie de la qualité de service de l'UM est donnée par la contrainte (3.13e). Finalement, la contrainte (3.13f) garantit que la variable d'association x_{mn} est une variable binaire appartenant à l'ensemble $\{0, 1\}$.

Pour faciliter l'écriture du problème (3.13), nous le transformons en forme matricielle. Notez que la contrainte (3.13d) est une contrainte non linéaire (voir l'équation (3.15) ci-après) à cause du terme Γx_{mn} et à cause des $x_{m'n'}$ qui existent dans le dénominateur. Le x_{mn} utilisé dans ce terme impose que Γ est atteint seulement si la FC n est associée avec l'UF m . Si par contre $x_{mn} = 0$ (m n'est

pas associé à n), alors le rapport SINR au niveau de m est nul et la contrainte est satisfaite par égalité. La non-linéarité de la contrainte (3.13d) est montrée par :

$$\frac{p|g_{mn}|^2 x_{mn}}{N_0 + p_0|g_{m0}|^2 + \sum_{\substack{m'=1 \\ m' \neq m}}^M \sum_{\substack{n'=1 \\ n' \neq n}}^N p|g_{mn'}|^2 x_{m'n'}} \geq \Gamma x_{mn}. \quad (3.14)$$

qui se réécrit :

$$p|g_{mn}|^2 x_{mn} \geq N_0 \Gamma x_{mn} + N_0 p_0 |g_{m0}|^2 \Gamma x_{mn} + \sum_{\substack{m'=1 \\ m' \neq m}}^M \sum_{\substack{n'=1 \\ n' \neq n}}^N N_0 p \Gamma |g_{mn'}|^2 \underbrace{x_{mn} x_{m'n'}}_{\text{le terme non linéaire}}. \quad (3.15)$$

Pour rendre l'équation (3.15) linéaire, la technique d'ajout de variables artificielles (*bigM method* en anglais) peut être utilisée (Schrijver, 1986). Cette technique est bien connue en programmation linéaire. Elle est considérée comme une variante de l'algorithme « Simplex ». Elle ajoute des variables artificielles au problème original afin de trouver une solution faisable (Schrijver, 1986). Donc, la contrainte (3.13d) peut s'écrire comme suit :

$$\frac{\gamma |g'_{mn}|^2 x_{mn} + \mathcal{M} (1 - x_{mn})}{1 + \gamma_0 |g'_{m0}|^2 + \sum_{\substack{m'=1 \\ m' \neq m}}^M \sum_{\substack{n'=1 \\ n' \neq n}}^N \gamma |g'_{mn'}|^2 x_{m'n'}} \geq \Gamma. \quad (3.16)$$

où \mathcal{M} est un nombre très grand. Pour simplifier l'écriture, la puissance de transmission p est normalisée par la distance de référence d_0 et par la variance du BGBA, N_0 . Donc, les FCs transmettent aux UF avec la puissance normalisée γ et la MC transmet à l'UM avec la puissance normalisée γ_0 . Ainsi, $\gamma = \frac{p \cdot d_0^\alpha}{N_0}$ et $\gamma_0 = \frac{p_0 \cdot d_0^\alpha}{N_0}$ et le gain $|g'_{mn}|^2 = \frac{|h_{mn}|^2}{d_{mn}^\alpha}$.

Il convient de noter que, dans l'équation (3.16), \mathcal{M} est un nombre suffisamment

grand de telle sorte que si $x_{mn} = 0$ alors la contrainte (3.13d) n'est pas violée et si $x_{mn} = 1$ alors le terme $\mathcal{M}(1 - x_{mn})$ est nul donc n'a aucun effet. Bien que la valeur de \mathcal{M} est arbitraire, elle doit satisfaire une certaine condition. Si $x_{mn} = 0$, l'équation (3.16) doit être satisfaite. Par conséquent, pour tout $m \in \mathcal{U} \setminus \{0\}$ et pour tout $n \in \mathcal{B} \setminus \{0\}$, nous avons :

$$\frac{\mathcal{M}}{1 + \gamma_0 |g'_{m0}|^2 + \sum_{\substack{m'=1 \\ m' \neq m}}^M \sum_{\substack{n'=1 \\ n' \neq n}}^N \gamma |g'_{mn'}|^2 x_{m'n'}} \geq \Gamma. \quad (3.17)$$

\Leftrightarrow

$$\mathcal{M} \geq \Gamma + \Gamma \gamma_0 |g'_{m0}|^2 + \sum_{\substack{m'=1 \\ m' \neq m}}^M \sum_{\substack{n'=1 \\ n' \neq n}}^N \Gamma \gamma |g'_{mn'}|^2 x_{m'n'}. \quad (3.18)$$

on constate que \mathcal{M} dépend de m , n et \mathbf{x} . Sans perte de généralité, la valeur la plus élevée de \mathcal{M} est sélectionnée. Elle est notée par \mathcal{M}^* :

$$\mathcal{M}^* = \max_{\substack{m, n \\ \mathbf{x}=1}} \left\{ \Gamma + \Gamma \gamma_0 |g'_{m0}|^2 + \sum_{\substack{m'=1 \\ m' \neq m}}^M \sum_{\substack{n'=1 \\ n' \neq n}}^N \Gamma \gamma |g'_{mn'}|^2 \right\}. \quad (3.19)$$

Alors, il existe $m^* \in \mathcal{U} \setminus \{0\}$ et il existe $n^* \in \mathcal{B} \setminus \{0\}$ de telle sorte que (3.19) est satisfaite. Soit :

$$\mathcal{M}^* = \Gamma + \Gamma \gamma_0 |g'_{m^*0}|^2 + (M - 1) \Gamma \gamma \sum_{\substack{n'=1 \\ n' \neq n^*}}^N |g'_{m^*n'}|^2. \quad (3.20)$$

En utilisant la valeur de \mathcal{M}^* donnée par (3.20) et en réarrangeant les termes, nous

obtenons :

$$(\gamma|g'_{mn}|^2 - \mathcal{M}^*) x_{mn} + \mathcal{M}^* \geq \left(\Gamma + \gamma_0|g'_{m0}|^2\Gamma + \sum_{\substack{m'=1 \\ m' \neq m}}^M \sum_{\substack{n'=1 \\ n' \neq n}}^N \gamma\Gamma|g'_{mn'}|^2 x_{m'n'} \right).$$

et alors :

$$\frac{\mathcal{M}^* - \gamma|g'_{mn}|^2}{\mathcal{M}^* - \Gamma - \Gamma\gamma_0|g'_{m0}|^2} x_{mn} + \sum_{\substack{m'=1 \\ m' \neq m}}^M \sum_{\substack{n'=1 \\ n' \neq n}}^N \frac{\gamma\Gamma|g'_{mn'}|^2}{\mathcal{M}^* - \Gamma - \Gamma\gamma_0|g'_{m0}|^2} x_{m'n'} \leq 1. \quad (3.21)$$

La linéarisation de la contrainte (3.13e) est faite directement et donc elle peut être réécrite comme suit :

$$\frac{\gamma_0|g'_{00}|^2}{1 + \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \gamma|g'_{0n}|^2 x_{mn}} \geq \Gamma_0.$$

$$\Leftrightarrow$$

$$\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \frac{\gamma|g'_{0n}|^2 \Gamma_0}{\gamma_0|g'_{00}|^2 - \Gamma_0} x_{mn} \leq 1. \quad (3.22)$$

Il faut noter que le rapport signal sur bruit (SNR) (ou *signal-to-noise ratio* en anglais) au niveau de l'UM doit être toujours au-dessus de Γ_0 , c.-à-d., $\gamma_0|g'_{00}|^2 > \Gamma_0$.

Avec toutes ces transformations, le problème *d'association non pondérée d'UFs*

aux FCs peut être réécrit sous forme matricielle comme suit :

$$\underset{\mathbf{x}}{\text{maximiser}} \quad f^w(\mathbf{x}) = \mathbf{1}^T \mathbf{x} \quad (3.23a)$$

$$\text{sous les contraintes} \quad \mathbf{A}\mathbf{x} \leq \mathbf{1}, \quad (3.23b)$$

$$\mathbf{x} \in \{0, 1\}^q. \quad (3.23c)$$

avec $\mathbf{1} = (1, 1, \dots, 1)$ est un vecteur unitaire de taille q et $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{p \times q}$ où $p = M + N + M \cdot N + 1$ et $q = M \cdot N$. Soit \mathbf{A} la matrice définie par :

$$\mathbf{A} = (a_{ij})_{i \in \{1, \dots, p\}, j \in \{1, \dots, q\}}. \quad (3.24)$$

où a_{ij} sont les coefficients de \mathbf{A} qui peuvent facilement être calculés à partir des contraintes (3.13b), (3.13c), et à partir des équations (3.21), et (3.22).

3.2.1.1 \mathcal{NP} -difficulté

La \mathcal{NP} -difficulté est une notion très importante de la théorie de la complexité, une discipline de l'informatique théorique. En fait, il existe deux grandes classes de complexité : la classe \mathcal{P} et la classe \mathcal{NP} . D'une part la classe \mathcal{P} contient les problèmes algorithmiques faciles qui peuvent être résolus en temps polynomial. D'une autre part, la classe \mathcal{NP} qui se réfère à *nondeterministic polynomial time* contient l'ensemble des problèmes de décision où les instances « oui » peuvent être acceptées en temps polynomial par une machine de Turing non déterministe. Les problèmes \mathcal{NP} -complets sont des problèmes difficiles qui ont probablement pas un algorithme polynomial à moins que $\mathcal{P} = \mathcal{NP}$ (une des grandes questions ouvertes de l'histoire des mathématiques et de l'informatique). Pour plus de détails, le lecteur est référé à l'excellent ouvrage (Arora et Barak, 2009).

Dans cette partie, nous démontrons que le problème *d'association non pondérée*

d'utilisateurs aux femto-cellules définit par (3.13) (ou alternativement (3.23)) est un problème \mathcal{NP} -difficile. Afin de montrer qu'un problème donné est \mathcal{NP} -difficile, il faut trouver un autre problème \mathcal{NP} -difficile et le réduire au problème original en temps polynomial (Arora et Barak, 2009). Dans ce travail, nous allons réduire le problème MAX ONES (voir (Khanna *et al.*, 2001) pour plus de détails) au problème (3.23). En fait, la preuve de \mathcal{NP} -difficulté du problème (3.23) est faite en deux étapes. Premièrement, le lemme 1 prouve la \mathcal{NP} -difficulté d'un sous-problème de MAX ONES noté par 0-VALID MAX ONES en utilisant une réduction du problème SET COVER (Karp, 1972). Deuxièmement, le théorème 1 réduit le problème 0-VALID MAX ONES au problème (3.23) et prouve ainsi que le problème (3.23) est \mathcal{NP} -difficile.

Les symboles \wedge (ou \wedge), \vee (ou \vee), et \neg désignent les opérateurs logiques : disjonction, conjonction, et négation, respectivement. La notation $P_1 \propto P_2$ est utilisée pour indiquer que le problème P_1 est réductible en temps polynomial au problème P_2 .

Les définitions suivantes sont de (Khanna *et al.*, 2001) et (Karp, 1972).

Définition 1 (Une contrainte binaire):

Une contrainte binaire est une fonction $f : \{0, 1\}^k \rightarrow \{0, 1\}$ pour un certain entier $k \in \mathbb{N}$. La contrainte binaire $f(\cdot)$ est satisfaite par une entrée $s \in \{0, 1\}^k$ si $f(s) = 1$.

Définition 2 (Une contrainte binaire 0-valid):

Une contrainte binaire f est 0-valide si $f(0, \dots, 0) = 1$.

Exemple 1 Soit $f(x_1, x_2) = (x_1 \wedge x_2) \vee (\neg x_1 \wedge \neg x_2)$. Il est clair que $f(\cdot)$ est 0-valide puisque $f(0, 0) = 1$.

Définition 3 (le problème 0-VALID MAX ONES):

INSTANCE : Une contrainte binaire *0-valide* $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ sur les variables booléennes x_1, x_2, \dots, x_n .

OBJECTIF : Décider s'il existe des affectations aux variables x_1, x_2, \dots, x_n qui satisfont la contrainte $f(\cdot)$ et trouver l'affectation qui a le plus grand nombre de 1, soit $\max_x \left\{ \sum_i x_i \right\}$.

Définition 4 (SET COVER, \mathcal{NP} -complet (Karp, 1972)):

INSTANCE : Un ensemble de m éléments appelé l'univers $\mathcal{U} = \{1, \dots, m\}$, une famille finie $\mathcal{J} = \{S_j\}$ où $S_j \subseteq \mathcal{U}$ de telle sorte que $\bigcup_j S_j = \mathcal{U}$, et un entier positif k .

OBJECTIF : Décider s'il existe une sous-famille $\{T_h\} \subseteq \mathcal{J}$ qui contient e ensembles $\leq k$ de telle sorte que $\bigcup_h T_h = \mathcal{U}$.

Exemple 2 Soit $\mathcal{U} = \{1, 2, 3, 4, 5\}$ et $\mathcal{J} = \{\{1, 2, 3\}, \{2, 4\}, \{3, 4\}, \{4, 5\}\}$. Évidemment, l'union des ensembles dans \mathcal{J} est \mathcal{U} . Cependant, nous pouvons couvrir la totalité des éléments de \mathcal{U} en utilisant un nombre plus petit de sous-ensembles comme suit : $\{\{1, 2, 3\}, \{4, 5\}\}$. Prenons $k = 1$, est-ce qu'il existe $e \leq k$ qui couvre l'univers \mathcal{U} ?²

Afin de démontrer que le problème (3.23) est \mathcal{NP} -difficile, nous avons besoin de démontrer que le problème 0-VALID MAX ONES est \mathcal{NP} -difficile et puis montrer que 0-VALID MAX ONES se réduit polynomialement au problème (3.23). Sans perte de généralité, une instance du problème 0-VALID MAX ONES est donnée par la formule booléenne *0-valid* de n variables (x_1, \dots, x_n) suivante :

$$\underbrace{(\bigvee_{i \in S_1} \neg x_i)}_{\text{clause 1}} \wedge \underbrace{(\bigvee_{i \in S_2} \neg x_i)}_{\text{clause 2}} \wedge \dots \wedge \underbrace{(\bigvee_{i \in S_L} \neg x_i)}_{\text{clause L}} = \bigwedge_{l \in L} \bigvee_{i \in S_l} \neg x_i, \quad (3.25)$$

2. La réponse est non dans l'exemple 2.

où S_l est un sous-ensemble de $\{1, 2, \dots, n\}$ pour tout $l \in L$. L'équation (3.25) est la conjonction de disjonctions de L clauses³ sur les variables de négation $\neg x_1, \dots, \neg x_{|S_l|}$.

Lemme 1 *Le problème 0-VALID MAX ONES est \mathcal{NP} -difficile.*

Démonstration:

Nous allons montrer que SET COVER \propto 0-VALID MAX ONES.

Soient I_{sc} et I_{0v} deux instances respectives du problème SET COVER et du problème 0-VALID MAX ONES qui sont données par : $I_{sc} = (\mathcal{U}, \{S_j\}, k)$, et $I_{0v} = (f(x_1, \dots, x_n))$. D'une part, l'objectif du problème SET COVER est de décider s'il existe un nombre de sous-ensembles de la famille \mathcal{J} qui est inférieur ou égal à k (de trouver un nombre minimal de sous-ensembles pour le problème d'optimisation associé) et qui couvre tout l'univers \mathcal{U} . D'autre part, l'objectif du problème 0-VALID MAX ONES est de trouver une affectation aux variables x_1, \dots, x_n qui satisfont $f(\cdot)$ donnée par l'équation (3.25) et maximise le nombre de uns.

À partir de l'instance I_{sc} , nous construisons l'instance I_{0v} . Pour cela, posons $S_j = \{i_1^j, \dots, i_o^j\} \subseteq \mathcal{J}$ où $o = |S_j|$. À partir de S_j , la matrice \mathbf{M} de $|\mathcal{J}|$ lignes et de $|\mathcal{U}|$ colonnes est construite comme suit : la première ligne de \mathbf{M} correspond à l'ensemble S_1 ; la deuxième ligne correspond à l'ensemble S_2 ; et ainsi de suite ; la dernière ligne correspond à l'ensemble $S_{|\mathcal{J}|}$. Les éléments de cette matrice sont donnés par m_{xy} comme suit :

$$m_{xy} = \begin{cases} 1 & \text{si } y \in S_x \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (3.26)$$

3. Une clause en logique booléenne est une disjonction de littéraux.

Algorithme 1 SET COVER À 0-VALID MAX ONES

Entrée: Une instance de SET COVER $(\mathcal{U}, \{\{S_j\} \forall j\}, k)$.

Sortie: Une instance de 0-VALID MAX ONES $f(x_1, \dots, x_n)$.

Étapes

- 1: Construire la matrice M conformément à l'équation (3.26)
 - 2: $T = |\mathcal{U}|$
 - 3: **pour** $j = 1$ à T **faire**
 - 4: $C_j = 1$
 - 5: **pour** $i = 1$ à $|\mathcal{J}|$ **faire**
 - 6: **si** $m_{ij} \neq 0$ **alors**
 - 7: $C_j = C_j \vee \neg x_i$
 - 8: **fin si**
 - 9: **fin pour**
 - 10: **fin pour**
 - 11: $f = C_1 \wedge C_2 \wedge \dots \wedge C_T$
 - 12: **retourner** Une instance de 0-VALID MAX ONES, $f(x_1, \dots, x_n)$.
-

En se basant sur les étapes données par l'algorithme 1 et en utilisant la matrice définie par l'équation (3.26), l'instance I_{0v} est obtenue facilement.

Afin de terminer la preuve, il faut vérifier que : le problème 0-VALID MAX ONES est résolu si et seulement si le problème SET COVER est résolu. Si 0-VALID MAX ONES est résolu avec l'instance I_{0v} , alors la solution optimale contient le plus grand nombre de 1. Soit $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ la solution optimale du problème 0-VALID MAX ONES c.-à-d. que la formule booléenne *0-valid* donnée par l'équation (3.25) s'évalue à vrai et $\sum_i x_i$ est maximal. Par conséquent, le nombre de zéros dans le vecteur \mathbf{x} est minimum. Soit I l'ensemble de zéros de la solution \mathbf{x} . Ainsi, la solution du problème SET COVER correspond aux sous-ensembles $\mathcal{I} = \{S_p\}_{p \in I}$. D'où, le problème SET COVER est résolu avec le nombre minimal de sous-ensembles. La réduction de SET COVER à 0-VALID MAX ONES est faite évidemment en un temps polynomial (voir l'algorithme 1). Par conséquent, SET COVER \propto 0-VALID MAX ONES ce qui prouve le lemme 1. ■

Maintenant, nous allons utiliser le résultat du lemme 1 pour montrer que le problème (3.23) est \mathcal{NP} -difficile.

Théorème 1 *Le problème d'association non pondérée d'UFs aux FCs (3.23) est \mathcal{NP} -difficile.*

Démonstration:

Pour montrer que le problème (3.23) est \mathcal{NP} -difficile, nous montrons que 0-VALID MAX ONES \propto problème (3.23).

Soit $I_1 = (M, N, \mathbf{A})$ une instance du problème (3.23) où M est le nombre d'UFs, N est le nombre des FCs et \mathbf{A} est la matrice définie par l'équation (3.24). Soit $I_2 = (f(x_1, \dots, x_n))$ une instance du problème 0-VALID MAX ONES.

D'une manière générale, une instance du problème (3.23) peut être construite en convertissant les clauses de la contrainte booléenne $f(\cdot)$ à un système d'inéquations linéaires. Donc, $f(\cdot)$ est vrai si et seulement si $\mathbf{Ax} \leq \mathbf{1}$. D'où, le problème de maximisation du nombre d'UFs associés de telle sorte que leurs seuils SINRs sont satisfaits (c.-à-d., $\mathbf{Ax} \leq \mathbf{1}$) est équivalent au problème de maximisation du nombre de vrais littéraux de telle sorte que la formule booléenne est vraie (c.-à-d., $f(\cdot)$ est vraie).

Mathématiquement parlant, pour obtenir l'instance I_1 à partir de l'instance I_2 , la transformation suivante est appliquée : Premièrement, soit $\mathcal{S}_l = \{i_1^l, \dots, i_k^l\}$ un sous-ensemble arbitraire de $\{1, \dots, n\}$ pour un certain $l \in L$ et un certain $k \in \{1, 2, \dots, n\}$. Alors, pour chaque clause l de $f(\cdot)$, c.-à-d., $\bigvee_{i \in \mathcal{S}_l} \neg x_i$, le système d'inéquations linéaires suivant est construit :

$$\gamma |g'_{i_\sigma^l i_\sigma^l}|^2 < \left(\sum_{\substack{p=1 \\ p \neq \sigma}}^k \gamma |g'_{i_\sigma^l i_p^l}|^2 + 1 \right) \Gamma, \forall \sigma \in \{1, \dots, k\}.$$

Deuxièmement, ce système d'inéquations linéaire est résolu en temps polynomial pour obtenir les valeurs de g_{ij} correspondants⁴. Soient I et J les ensembles des g_{ij} trouvés. Ainsi, toutes les autres valeurs de g_{ij} seront mises à 0, c.-à-d., $g_{ij} = 0$ pour $i \notin I$ et $j \notin J$. En utilisant cette transformation, nous pouvons obtenir la matrice \mathbf{A} , ainsi que M et N où $M = N = \max \left\{ \bigcup_l S_l \right\}$. Par conséquent, une instance du problème (3.23) est obtenue.

Afin de terminer la preuve, il faut montrer que le problème 0-VALID MAX ONES est résolu si et seulement si le problème (3.23) est résolu. Supposons que le problème (3.23) est résolu avec l'instance I_1 . Soit \mathbf{x} la solution obtenue. Ainsi, si $x_{ij} = 1$ si et seulement si $i = j$ et la variable booléenne correspondante est mise à 1. Par conséquent, $x_i = x_j = 1$ dans l'instance I_2 et $x_{i'} = 0 \forall i' \neq i, j$. Par conséquent, le problème 0-VALID MAX ONES est résolu.

Finalement, nous pouvons vérifier facilement en temps polynomial que si les contraintes sont satisfaites alors la formule booléenne est satisfaite aussi. Par conséquent, le problème (3.23) est résolu si et seulement si le problème 0-VALID MAX ONES est résolu.

Exemple 3 Soit la formule booléenne 0-valid suivante :

$$f(x_1, x_2, x_3, x_4) = (\neg x_1 \vee \neg x_2) \wedge (\neg x_1 \vee \neg x_3) \wedge (\neg x_2 \vee \neg x_3 \vee \neg x_4). \quad (3.27)$$

En appliquant la procédure précédente, le système d'inéquations suivant est obtenu :

$$M = N = \max \left\{ \bigcup_l S_l \right\} = 4,$$

4. La résolution de ce système est faite facilement puisqu'il contient plus de variables que d'inéquations.

et

$$\begin{aligned}
\gamma g_{11} &< (\gamma g_{12} + 1) \Gamma \\
\gamma g_{22} &< (\gamma g_{21} + 1) \Gamma \\
\gamma g_{11} &< (\gamma g_{13} + 1) \Gamma \\
\gamma g_{33} &< (\gamma g_{31} + 1) \Gamma \\
\gamma g_{22} &< (\gamma g_{23} + \gamma g_{24} + 1) \Gamma \\
\gamma g_{33} &< (\gamma g_{32} + \gamma g_{34} + 1) \Gamma \\
\gamma g_{22} &< (\gamma g_{42} + \gamma g_{43} + 1) \Gamma
\end{aligned}$$

Une solution possible du système précédent est la suivante :

$$\mathbf{G} = \begin{pmatrix} g_{11} & g_{12} & g_{13} & g_{14} \\ g_{21} & g_{22} & g_{23} & g_{24} \\ g_{31} & g_{32} & g_{33} & g_{34} \\ g_{41} & g_{42} & g_{43} & g_{44} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0.5 & 0.5 & 0 \\ 0.5 & 1 & 0.5 & 0.5 \\ 0.5 & 0.5 & 1 & 0.5 \\ 0 & 0.5 & 0.5 & 1 \end{pmatrix}. \quad (3.28)$$

Afin de résoudre le problème (3.23), la matrice \mathbf{A} donnée par l'équation (3.24) doit être construite à partir de la matrice \mathbf{G} donnée par l'équation (3.28). Ainsi, soient les valeurs de g_{ij} pour tout $(i, j) \in \{1, 2, 3, 4\} \times \{1, 2, 3, 4\}$ données précédemment par (3.28), soient $\gamma = \Gamma = 1$ et $\gamma_0 = 0$, alors nous obtenons facilement la matrice \mathbf{A} en utilisant les contraintes (3.13b) et (3.13c) et les équations (3.21) et (3.22). Donc, une solution possible du problème (3.23) peut être écrite comme suit : $\mathbf{x} = (1, 0, \dots, 0, 1)^T$. Donc, $x_{11} = 1$ et $x_{44} = 1$ si et seulement si $x_1 = 1, x_2 = 0, x_3 = 0, x_4 = 1$ ce qui résout le problème 0-VALID MAX ONES.

Pour conclure, nous venons de prouver que 0-VALID MAX ONES \propto problème (3.23). D'après le lemme 1, le problème (3.23) est un problème \mathcal{NP} -difficile.

Alors, le problème *d'association non pondérée d'UFs aux FCs* est un problème \mathcal{NP} -difficile. Cela prouve théorème 1. ■

La preuve du théorème 1 nous motive à chercher des solutions heuristiques et approximatives du problème (3.23) parce qu'un tel problème n'a de solution optimale or que si $\mathcal{P} = \mathcal{NP}$.

3.2.2 Problème d'association pondérée d'utilisateurs

Dans cette partie, le problème d'association d'UFs aux FCs est présenté dans un cadre plus général. Ce problème est intitulé le problème *d'association pondérée d'UFs aux FCs*. Au lieu de maximiser la fonction objective $f^w(\mathbf{x})$ donnée par l'équation (3.13a), une autre fonction objective notée par $g^w(\mathbf{x})$ est étudiée et optimisée. Cette nouvelle fonction objective représente une pondération du nombre d'UFs associés. Donc, des poids (ou coefficients de pondération)⁵ seront ajoutés à la fonction objective $f^w(\mathbf{x})$.

Mathématiquement, $g^w(\mathbf{x})$ peut s'écrire comme suit $g^w(\mathbf{x}) = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M w_{m|n} x_{mn}$ où $w_{m|n}$ sont des coefficients de pondération qui sont des nombres réels, c.-à-d., $w_{m|n} \in \mathbb{R}$, $\forall m \in \mathcal{U} \setminus \{0\}, \forall n \in \mathcal{B} \setminus \{0\}$. La construction de ces poids est faite au niveau de chaque FC $n \in \mathcal{B} \setminus \{0\}$ ou au niveau de chaque UF $m \in \mathcal{U} \setminus \{0\}$. À partir d'un point de vue réseau et communication sans fil, ces poids ajoutent de l'équité aux UF ou équilibrent la charge de trafic des FCs comme nous le voyons par la suite.

Il est largement accepté que l'équité représente un aspect important dans les communications sans fil (Shi *et al.*, 2014). D'une manière générale, la conception

5. Les termes poids et coefficients de pondération sont utilisés dans ce travail d'une façon interchangeable.

des poids peut être faite en se basant sur « la répartition équitable du taux » (*fair rate allocation* en anglais) ou sur « la répartition équitable du temps » (*fair time allocation* en anglais). La répartition équitable du taux signifie que, en moyenne, les utilisateurs bénéficient du même taux de transmission. Quant à la répartition équitable du temps, les utilisateurs utilisent les ressources du réseau à peu près pendant la même fraction du temps. Les auteurs de (Tan et Gutttag, 2004) ont montré que la répartition équitable du taux peut donner des débits totaux de transmissions très faible en raison de la diversité des taux qui peut exister dans un réseau sans fil hétérogène. Par conséquent, dans ce travail nous adoptons la notion de l'équité basée sur le temps.

Donc, dans ce travail, l'équité est définie par la fraction du temps que chaque UF utilise pour se connecter à une FC. Notre objectif est d'associer le plus grand nombre d'UFs aux FCs en assurant l'équité entre les UFes ou en équilibrant la charge des FCs.

Les poids $w_{m|n}$, où $m \in \mathcal{U} \setminus \{0\}$ et $n \in \mathcal{B} \setminus \{0\}$, peuvent être conçus de plusieurs manières différentes. Deux méthodes de conception sont proposées dans ce travail. La première conçoit les poids pour assurer une équité entre les UFes. Par contre, la deuxième conçoit les poids afin d'assurer l'équité entre les FCs. Notons que l'équité entre les FCs peut être considérée comme un algorithme d'équilibrage de charge (*load balancing algorithm* en anglais). Par conséquent, chaque UF $m \in \mathcal{U} \setminus \{0\}$ (respectivement chaque FC $n \in \mathcal{B} \setminus \{0\}$) est associé avec un poids $w_m(t)$ (respectivement $w_n(t)$) à un instant t donné. Par définition, ces poids sont calculés comme l'inverse du nombre de fois où l'UF m (respectivement la FC n) a été associé(e) au cours de la période précédente d'intervalle de temps T , où T est appelé la fenêtre.

Sans perte de généralité, l'instant t commence à partir de T , soit $t \geq T$, c.-à-d.,

à l'instant t , les poids ont été initialisés (dans ce travail, le temps est discret). Par la suite, les poids sont mis à jour comme suit (voir Algorithme 6 pour plus de détails) : d'une part, les poids au niveau de chaque UF sont donnés par :

$$w_m(t) = \frac{1}{1 + \sum_{n=1}^N \sum_{\tau=t-T+1}^t x_{mn}(\tau)}, \text{ pour tout } m \in \mathcal{U} \setminus \{0\}, \quad (3.29)$$

où $x_{mn}(\tau) = 1$ si m est associé à n à l'instant τ et $x_{mn}(\tau) = 0$ sinon. Pour simplifier l'écriture, la variable t ou τ est omise dans les formules des poids quand il n'y a pas de confusion possible. En forme matricielle, le vecteur des poids est donné par :

$$\mathbf{w} = \left(\underbrace{w_1 w_1 \cdots w_1}_{N \text{ éléments}} \quad \cdots \quad \underbrace{w_M w_M \cdots w_M}_{N \text{ éléments}} \right)^T.$$

D'autre part, les poids au niveau de chaque FC sont donnés par :

$$w_n(t) = \frac{1}{1 + \sum_{m=1}^M \sum_{\tau=t-T+1}^t x_{mn}(\tau)}, \text{ pour tout } n \in \mathcal{B} \setminus \{0\}. \quad (3.30)$$

De même, en forme matricielle, le vecteur des poids est donné par :

$$\mathbf{w} = \left(\underbrace{w_1 w_2 \cdots w_N}_{\text{utilisateur 1}} \quad \cdots \quad \underbrace{w_1 w_2 \cdots w_N}_{\text{utilisateur } M} \right)^T.$$

Finalement, le problème *d'association pondérée d'UFs aux FCs* peut s'écrire

sous forme matricielle comme suit :

$$\underset{\mathbf{x}}{\text{maximiser}} \quad g^{\mathbf{w}}(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} \quad (3.31a)$$

$$\text{sous les contraintes} \quad \mathbf{A}\mathbf{x} \leq \mathbf{1}, \quad (3.31b)$$

$$\mathbf{x} \in \{0, 1\}^q. \quad (3.31c)$$

Le problème (3.31) est une version plus générale du problème (3.23). Lorsque $\mathbf{w} = (1, \dots, 1)$, le problème *d'association non pondérée d'UFs aux FCs* est obtenu. En fait, le problème (3.31) est connu sous le nom de *one-slot scheduling* qui a été déjà montré \mathcal{NP} -difficile dans (Goussevskaia et al., 2007).

Les deux problèmes formulés précédemment (soient (3.23) et (3.31)) sont des problèmes d'optimisation qui peuvent être résolus de différentes façons. Notamment, ils peuvent être résolus par des algorithmes distribués ou bien centralisés. Nous voyons dans le prochain chapitre, la différence entre ces deux types d'algorithmes et nous proposons des solutions centralisées et distribuées.

CHAPITRE IV

SOLUTIONS PROPOSÉES ET MÉTHODOLOGIE

Introduction

Ce chapitre présente les différentes approches proposées pour résoudre les problèmes discutés dans le chapitre précédent.

Afin de résoudre le problème *d'association d'UFs aux FCs*, deux stratégies sont considérées : la stratégie centralisée et la stratégie distribuée. Ce chapitre présente les différents algorithmes que nous avons proposé pour résoudre le problème *d'association d'UFs aux FCs* dans un réseau cellulaire hiérarchisé en considérant ces deux stratégies.

4.1 Algorithmes centralisés

Comme nous avons vu dans le chapitre 2, le problème de l'association d'utilisateurs est abordé par la stratégie centralisée ou par la stratégie distribuée.

Dans la stratégie centralisée, il est supposé qu'il existe une entité centrale qui est responsable de prendre la décision. Dans le cadre de notre réseau cellulaire, l'unité centrale estime le nombre d'UFs (soit M), le nombre des FCs (soit N), et le gain du canal sans fil entre les UFes et les FCs (soit la matrice \mathbf{A}). Ce point central est la MC. Donc, nous supposons que la MC connaît tous les paramètres du réseau. Cette supposition est considérée valide puisque la MC se caractérise par une forte capacité de calcul. L'estimation des différents paramètres du réseau

est faite sur la base d'information de retour (*feedback* en anglais). Une fois qu'un nouveau dispositif (UF ou FC) entre dans le réseau, il envoie un signal pilote à la MC pour l'informer de sa présence. En se basant sur ce signal pilote reçu, la MC peut estimer le gain du canal sans fil¹. La communication entre la MC et les FCs peut être réalisée par un lien du réseau d'accès à travers une connexion DSL par exemple (voir chapitre 1 pour plus de détails).

La stratégie distribuée est plus pratique par rapport à celle centralisée. En d'autres termes, dans la cas distribué, chaque UF (ou FC) apprend les différents paramètres au fur et à mesure dans le temps, c.-à-d. que chaque UF (ou FC) sait seulement son état (son gain du canal sans fil). Il (ou elle) ne connaît même pas combien d'autres UFs ou FCs existent dans le réseau. Nous allons voir par la suite, en comparant la méthode centralisée et celle distribuée, que cette dernière apporte des gains en terme de complexité mais elle est caractérisée par une performance dégradée.

4.1.1 Problème d'association non pondérée d'utilisateurs

Dans le cas centralisé, deux problèmes d'association d'UFs aux FCs sont considérés. Le premier est le problème *d'association pondérée d'UFs aux FCs* et le deuxième est le problème *d'association non pondérée d'UFs aux FCs*. Ces deux problèmes ont été formulés et modélisés mathématiquement dans le chapitre précédent comme étant deux problèmes d'optimisation linéaire en nombres entiers, respectivement, par (3.23) et par (3.31). Premièrement, il est bien connu que le problème (3.31) est \mathcal{NP} -difficile (Goussevskaja et al., 2007). Deuxièmement, nous avons montré dans le chapitre précédent que le problème (3.23) est aussi

1. Il existe plusieurs techniques plus avancées d'estimation du canal sans fil qui sont appliquées dans la pratique.

\mathcal{NP} —difficile.

Pour résoudre ces deux problèmes efficacement, nous avons proposé des algorithmes heuristiques basés sur une recherche gloutonne. Afin de comparer les performances de ces algorithmes proposés, deux techniques optimales sont développées. La première technique se base sur la recherche exhaustive (*exhaustive search* en anglais) et la deuxième technique se base sur la recherche par séparation et évaluation progressive (*branch and bound* en anglais).

4.1.1.1 L'algorithme optimal par recherche exhaustive

Il existe beaucoup de techniques algorithmiques pour obtenir la solution optimale d'un problème d'optimisation donné. Évidemment, ces techniques ou ces algorithmes diffèrent premièrement par la logique utilisée lors de leur conception et par leur complexité et temps de calcul. Nous citons par exemple, la recherche exhaustive, la recherche par séparation et évaluation progressive, la recherche par séparation et coupure (*branch and cut* en anglais), etc.

L'algorithme basé sur la recherche exhaustive est très simple en terme de conception. Il faut simplement générer toutes les combinaisons possibles et par la suite chercher la combinaison qui donne la meilleure solution. Donc l'algorithme optimal basé sur la recherche exhaustive peut être résumé dans l'algorithme 2.

Afin de résoudre le problème *d'association non pondérée d'UFs aux FCs*, l'algorithme basé sur recherche exhaustive a été développé. Cet algorithme est noté par UBF pour *Unweighted Brute Force*. Le pseudocode est donné par l'algorithme 3. UBF est résumé comme suit :

- Génération des combinaisons : la première étape consiste à chercher toutes les combinaisons possibles d'association d'UFs aux FCs.

Algorithme 2 SQUELETTE DE LA RECHERCHE EXHAUSTIVE

Entrée: Une instance du problème.

Sortie: La solution optimale.

Étapes

- 1: Générer toutes les combinaisons possibles, soit une matrice COMB
 - 2: **pour** $i = 1$ à taille de COMB **faire**
 - 3: Évaluer la combinaison i de la matrice COMB(i)
 - 4: Calculer la valeur de la fonction objectif, soit $v \leftarrow f(\text{COMB}(i))$
 - 5: $\text{OPT} \leftarrow \max\{\text{OPT}, v\}$
 - 6: **fin pour**
 - 7: **retourner** OPT
-

- Évaluation des combinaisons : la deuxième étape consiste à calculer les rapports SINR de toutes les combinaisons possibles. Ce calcul est réalisé par le point central qui est la MC.

L'idée proposée dans ce travail pour améliorer la recherche exhaustive classique est de générer les combinaisons d'une façon plus intelligente. La méthode intelligente proposée se base sur le choix des meilleures combinaisons et donc elle commence par les combinaisons qui donnent la valeur objective maximale. En d'autres termes, l'algorithme UBF trie au fur et à mesure les combinaisons générées dans l'ordre maximal² (voir l'exemple 4 pour plus de détails).

- Terminaison : finalement, l'algorithme s'arrête s'il trouve une combinaison qui satisfait toutes les contraintes des rapports SINR (les contraintes (3.23b) et (3.23c)) et retourne l'association d'UFs aux FCs correspondante.

Exemple 4 Soient $N = M = 2$ et $\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{21} & x_{22} \end{pmatrix}^T$. Dans ce cas, toutes les combinaisons possibles après le tri selon l'ordre maximal sont données

2. L'ordre maximal signifie que l'algorithme UBF commence par les combinaisons qui ont une somme maximale, c.-à-d., UBF trie pour tout i les valeurs suivantes : $\sum_{j=1}^Y \text{COMB}(i, j)$.

Algorithme 3 UNWEIGHTED BRUTE FORCE

Entrée: Les différents paramètres du réseau (M, N, A) .

Sortie: La solution optimale.

Étapes

1: Générer toutes les combinaisons possibles d'association d'UFs aux FCs, COMB
 // COMB est une matrice qui contient
 toutes les combinaisons possibles. Les
 lignes de la matrice COMB représentent
 une association possible d'UFs aux FCs

2: Trier toutes les combinaisons dans l'ordre maximal

3: Initialiser \mathbf{x} et OPT, $\mathbf{x} = \mathbf{0}$, OPT = 0

4: $(X, Y) = \text{Dimensions}(\text{COMB})$ // X est le nombre de lignes

5: // Y est le nombre de colonnes

6: **pour** $i = 1$ à X **faire**

7: **si** les contraintes (3.23b),(3.23c) sont satisfaites **alors**

8: Retourner la combinaison i^* qui satisfait les contraintes

9: Calculer la valeur de la fonction objectif, $\text{OPT} = \sum_{j=1}^Y \text{COMB}(i^*, j)$

10: Arrêter

11: **sinon**

12: Continuer

13: **fin si**

14: **fin pour**

15: **retourner** $\mathbf{x} = \text{COMB}(i^*, :)$ et $\text{OPT} = \sum_{j=1}^Y \text{COMB}(i^*, j)$

par la matrice suivante³ :

$$\text{COMB} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}^T, \quad (4.1)$$

La première colonne de COMB signifie que l'UF 1 est associé avec les FCs 1 et 2 et que l'UF 2 est associé avec les FCs 1 et 2. Cette combinaison n'est évidemment pas nécessaire puisque une FC peut servir un seul UF à la fois (ceci est donné par les contraintes (3.13b) et (3.13c)). Nous avons amélioré UBF en générant seulement les combinaisons qui vérifient ces deux contraintes. Ceci réduit l'espace de recherche énormément. En appliquant cette modification, la matrice COMB sera égale à :

$$\text{COMB} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}^T, \quad (4.2)$$

Il est clair que les combinaisons ont été réduites de 16 à 6, ce qui améliore beaucoup la méthode basée sur la recherche exhaustive.

Après, l'algorithme UBF calcule les rapports $\text{SINR}_{mn}^w(\mathbf{x})$ et $\text{SINR}_{00}^w(\mathbf{x})$ donnés par les équations (3.10) et (3.11) de chaque combinaison et pour chaque UF m et FC n . Si ces valeurs de SINRs sont au-dessus des seuils respectives Γ et

3. En raison de la clarté de la présentation, la matrice est donnée par son transposé. Donc, chaque colonne de COMB représente une association d'UFs aux FCs.

Γ_0 alors l'algorithme s'arrête et retourne $\text{OPT} = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N x_{mn}$. Si l'algorithme ne trouve aucune solution dans COMB, donc il retourne la valeur $\text{OPT} = 0$ (voir l'étape d'initialisation dans le pseudocode de l'algorithme 3).

Bien que l'algorithme basé sur la recherche exhaustive garantit que le résultat obtenu soit le meilleur possible, il est très rarement utilisé dans la pratique parce qu'il est très inefficace. La complexité d'un tel algorithme est donnée comme suit :

1. L'étape de génération de toutes les combinaisons : la formule mathématique qui donne toutes les combinaisons en fonction de M et N est donnée par :

$$\text{COMB}(N, M) = \sum_{k=1}^{\min\{N, M\}} k! \cdot \binom{\min\{N, M\}}{k} \cdot \binom{\max\{N, M\}}{k}, \quad (4.3)$$

où (\cdot) désigne le coefficient binomial. L'équation (4.3) est obtenue en calculant le nombre de bijections entre les sous-ensembles non vides de $\{1, \dots, M\}$ et de $\{1, \dots, N\}$. Dans le cas de l'exemple 4, nous avons $\text{COMB}(2, 2) = \sum_{k=1}^2 k! \cdot \binom{2}{k}^2 = 6$.

Pour voir l'ordre de grandeur asymptotique de COMB en fonction de M et N , la borne supérieure suivante est calculée. Sans perte de généralité, supposons que $N < M$ alors,

$$\text{COMB}(N, M) \leq \sum_{k=1}^N N! \cdot \binom{M}{N} \cdot \binom{N}{N}. \quad (4.4)$$

D'après (Bender, 1974), pour tout $k : 1 \leq k \leq n$:

$$\left(\frac{n}{k}\right)^k \leq \binom{n}{k} \leq \frac{n^k}{k!}. \quad (4.5)$$

Donc :

$$\text{COMB}(N, M) \leq \begin{cases} M \cdot N^M & \text{si } N > M, \\ N \cdot M^N & \text{si } N < M. \end{cases} \quad (4.6)$$

2. La deuxième étape consiste à vérifier les contraintes (3.13d) et (3.13e). La vérification des deux contraintes est une simple multiplication matricielle qui a une complexité de $O(p \cdot q)$. Rappelons que $p = M + N + M \cdot N + 1$ et $q = M \cdot N$ donc $O(p \cdot q) = O(M^2 \cdot N^2)$.

Notant par UBF-C la complexité de l'algorithme 3, nous avons :

$$\text{UBF-C} \in O(M^2 \cdot N^2 \cdot \text{COMB}(N, M)) \in \mathcal{X}$$

où

$$\mathcal{X} = \begin{cases} O(M^3 \cdot N^{M+2}) & \text{si } N > M, \\ O(N^3 \cdot M^{N+2}) & \text{si } N < M, \\ O(N^5 \cdot N!) & \text{si } N = M. \end{cases} \quad (4.7)$$

À partir de l'équation (4.7), il est clair que l'algorithme basé sur la recherche exhaustive a une complexité exponentielle. Donc, un tel algorithme est à éviter surtout lorsque M et N sont grandes (le réseau est dense). Par exemple, en utilisant un ordinateur caractérisé par « Intel(R) Core(TM) i7-3770 CPU @ 3.40 GHz 3.40 GHz », l'algorithme UBF ne peut pas dépasser des valeurs très petites de N et M . En fait à partir de $N = 7$ et $M = 10$, l'algorithme UBF ne parvient pas à retourner un résultat (le tableau 4.1 donne quelques chiffres explicatifs). Il est important de noter que même avec un énorme calculateur nous ne pouvons pas obtenir une grande différence parce que le problème est \mathcal{NP} -difficile. Donc, la solution basée sur la recherche exhaustive est à éviter mais elle est utilisée pour

des besoins de comparaisons.

Par conséquent, un autre algorithme qui garantit la solution optimale et qui est moins coûteux est nécessaire.

4.1.1.2 L'algorithme exact par séparation et évaluation

La méthode algorithmique basée sur la technique de séparation et d'évaluation (*branch and bound* en anglais) (Land et Doig, 1960), est une technique utilisée souvent pour résoudre les problèmes d'optimisation \mathcal{NP} -difficiles. Elle se base sur une génération implicite de toutes les combinaisons possibles. Ainsi, l'algorithme par séparation et évaluation génère et évalue seulement *les solutions prometteuses* afin de trouver la meilleure. L'algorithme par séparation et évaluation distingue *les solutions prometteuses* en se basant sur les propriétés du problème en question. En d'autres termes, les performances d'un algorithme par séparation et évaluation dépendent fortement des problèmes considérés.

L'algorithme par séparation et évaluation est divisé en deux étapes : *l'étape de séparation* et *l'étape d'évaluation*.

- *L'étape de séparation* : Dans cette étape, le problème initial est divisé en un certain nombre de sous-problèmes. L'union de toutes les solutions de chaque sous-problème forme les solutions du problème initial. Ces sous-problèmes sont modélisés généralement par un arbre de recherche. Ainsi, si chaque sous-problème (chaque nœud de l'arbre de recherche) est résolu et la meilleure solution de chaque sous-problème est donnée alors la solution optimale du problème initial peut être trouvée facilement.
- *L'étape d'évaluation* : D'après la première étape, les combinaisons sont données par un arbre de recherche en excluant les mauvaises combinaisons. Par conséquent, l'évaluation consiste à analyser les nœuds de cet arbre en

déterminant seulement *les bonnes solutions* pour en trouver la meilleure. La procédure primordiale de *l'étape d'évaluation* est la *détection* et *l'évitement* des *mauvais nœuds*. Cette procédure peut se faire en calculant une borne supérieure⁴ sur la valeur de la fonction objective. Ainsi, cette procédure peut garantir qu'un certain nœud ne peut pas contenir la solution optimale. Par conséquent, l'algorithme peut éliminer toute la branche qui contient ce nœud et donc réduire l'espace de recherche. Une des procédures les plus utilisées pour faire *la détection* et *l'évaluation* des *mauvais nœuds* est la relaxation des contraintes (Schrijver, 1986), comme la relaxation continue, la relaxation lagrangienne, etc.

L'algorithme par séparation et évaluation est souvent implémenté dans des boîtes à outils (*toolbox* en anglais) avec différents *solvers*. Ces boîtes à outils peuvent être intégrées dans le langage ou l'environnement de programmation préférable (C++, Java, etc). Dans ce travail, la boîte à outils OPTI (*OPTI toolbox*) (Currie et Wilson, 2012) a été utilisée sous l'environnement de programmation MATLAB (MATLAB, 2012). Cette boîte à outils utilise le *solver* CPLEX d'IBM (*IBM CPLEX solver*) (IBM, 2010).

L'algorithme par séparation et évaluation est noté par UB&B pour *Unweighted Branch-and-Bound*. D'une part, la complexité d'UB&B est difficile à obtenir analytiquement puisqu'elle dépend de beaucoup de paramètres telles que les stratégies de recherche utilisées, les méthodes de relaxation, etc. D'une autre part, l'algorithme UB&B a une complexité exponentielle dans le pire cas même s'il ne génère que les bonnes combinaisons. Cette complexité de calcul est due au fait que cet algorithme génère toutes les combinaisons possibles dans *l'étape de séparation* dans le pire des scénarios. Malgré la complexité exponentielle dans le pire cas de

4. Alternativement, une borne inférieure est calculée dans le cadre d'un problème de minimisation.

cet algorithme, ce dernier fonctionne plus rapidement que l'algorithme basé sur la recherche exhaustive dans la pratique. À titre d'exemple, si $N = 6$, $M = 10$ et si la matrice \mathbf{A} est à priori connue alors, en utilisant un ordinateur caractérisé par « Intel(R) Core(TM) i7-3770 CPU @ 3.40 GHz 3.40 GHz », le temps d'exécution de l'algorithme UBF est ~ 4 secondes tandis qu'il est ~ 0.1 secondes pour l'algorithme UB&B. Ce qui montre que l'algorithme UB&B est 40 fois plus rapide en pratique que l'algorithme UBF pour cet exemple spécifique.

4.1.1.3 L'algorithme heuristique

Bien que l'algorithme exact qu'il soit UBF ou UB&B, est le bon choix en termes des performances, il a un grand inconvénient qui est sa complexité. En plus, les problèmes considérés ici sont des problèmes \mathcal{NP} -difficiles et par conséquent n'admettent pas d'algorithmes exacts de complexité acceptable à moins que $\mathcal{P} = \mathcal{NP}$. Pour cette raison, un algorithme relativement simple et qui approche la solution optimale est proposée dans ce travail.

Afin de résoudre le problème *d'association non pondérée d'UFs aux FCs*, un algorithme heuristique qui fonctionne en temps polynomial est proposé. Cet algorithme est beaucoup plus simple que les deux algorithmes optimaux. Le pseudocode de cet algorithme est donné par l'algorithme 4. Il est noté par UMRCG pour *Unweighted Maximum Relative Channel Gain*.

L'algorithme UMRCG : gain du canal relatif maximal non pondéré :

L'algorithme UMRCG résout le problème (3.23) d'une manière heuristique en se basant sur une recherche gloutonne (*greedy method* en anglais) qui est inspirée par les techniques de résolution des problèmes d'optimisation combinatoire. Premièrement, UMRCG crée une liste des paires UF-FCs. Ensuite, il choisit d'une

Algorithme 4 UNWEIGHTED MAXIMUM RELATIVE CHANNEL GAIN

Entrée: Les différents paramètres du réseau (M, N, \mathbf{A}) .

Sortie: Une solution heuristique proche de la solution optimale.

Étapes

- 1: Créer et trier une liste de tous les UFs et FCs dans l'ordre décroissant
 - 2: $\text{liste}_{mn} \leftarrow \frac{|g'_{mn}|^2}{\sum_{k \neq m} |g'_{kn}|^2}$
 - 3: $\text{iter} \leftarrow 1$
 - 4: **tant que** $\text{iter} \leq \text{taille}(\text{liste}_{mn})$ **faire**
 - 5: **si** m n'est pas assigné à n **alors**
 - 6: $m \leftarrow n$ // Assigner UF m au FC n .
 - 7: **si** les contraintes (3.23b) et (3.23c) sont satisfaites **alors**
 - 8: $\text{iter} \leftarrow \text{iter} + 1$
 - 9: **sinon**
 - 10: $m \leftarrow n$ // Dissocier UF m du FC n .
 - 11: $\text{iter} \leftarrow \text{iter} + 1$
 - 12: **fin si**
 - 13: **fin si**
 - 14: **fin tant que**
 - 15: **retourner** Les utilisateurs associés
-

manière gloutonne une paire dans cette liste qui satisfait aux contraintes du problème tout en ayant obligatoirement la valeur maximale de la fonction objectif pour garantir une meilleure solution. C'est-à-dire que UMRCG suit le principe de faire un choix optimum local à chaque étape dans l'espoir de s'approcher de l'optimum global. Cette condition est garantie par le classement dans l'ordre décroissant des éléments de la liste suivante, liste_{mn} , donnée par :

$$\text{liste}_{mn} = \frac{|g'_{mn}|^2}{\sum_{k \neq m} |g'_{kn}|^2}, \quad m \in \mathcal{U} \setminus \{0\}, \quad n \in \mathcal{B} \setminus \{0\}.$$

Cette liste est considérée comme le rapport entre la puissance du signal reçu par m et provenant de n et la somme de puissance des signaux d'interférence reçus par les autres UFs. L'étape suivante, ligne 5 de l'algorithme 4, consiste à assigner m à

n si toutes les contraintes sont satisfaites pour toutes les paires UFs-FCs qui ont été déjà assignées depuis le début y compris l'association actuelle. Si l'association actuelle ne respecte pas au moins une contrainte, elle sera ignorée et l'algorithme se poursuit jusqu'à ce que tous les éléments de la liste soient considérés.

Quant à la complexité du UMRCG, notée par UMRCG-C, il est clair que c'est un algorithme qui tourne en temps polynomial. En fait, dans chaque itération de la boucle **tant que**, UMRCG vérifie toutes les contraintes. Cette étape a une complexité de $O(N^2 \cdot M^2)$ puisque les contraintes sont écrites sous forme d'une matrice **A** de dimensions de l'ordre de $M^2 \cdot N^2$. La boucle a une taille de $N \cdot M$ donc se termine après $N \cdot M$ itérations dans le pire cas. Finalement, la boucle **tant que** a une complexité de $O(N^3 \cdot M^3)$. La construction et le tri de la liste a une complexité de $M \cdot N \cdot \log(M \cdot N)$ si l'algorithme de tri fusion (*merge sort* en anglais) est utilisé par exemple. Finalement, UMRCG-C est donnée par $O(M \cdot N \cdot \log(M \cdot N) + N^3 \cdot M^3)$ qui peut être simplifiée à :

$$\text{UMRCG-C} \in O(N^3 \cdot M^3). \quad (4.8)$$

4.1.2 Problème d'association pondérée d'utilisateurs

Dans cette partie, nous nous concentrons sur le problème *d'association pondérée d'UFs aux FCs*. Ce problème est formalisé mathématiquement sous forme matricielle par (3.31). La résolution de ce problème est faite comme suit. D'abord, les algorithmes optimaux basés sur la méthode de la recherche exhaustive et sur la méthode par séparation et évaluation sont discutés. Après des algorithmes heuristiques proposés sont présentés. Finalement, la complexité de calcul des différents algorithmes est donnée.

4.1.2.1 L'algorithme optimal par recherche exhaustive

Afin de résoudre le problème (3.31), nous ferons appel encore une fois à la recherche exhaustive. Cet algorithme est noté par WBF pour *Weighted Brute Force*. La première étape de WBF consiste à générer toutes les combinaisons possibles. Ensuite, WBF calcule les poids de chacune de ces combinaisons. Finalement, il choisit la combinaison qui satisfait les contraintes et qui a le poids le plus grand. Le pseudocode de WBF est donné par l'algorithme 5.

Algorithme 5 WEIGHTED BRUTE FORCE

Entrée: Les différents paramètres du réseau (M, N, \mathbf{A}) , la fenêtre T , et les poids

$w_{m|n}$.

Sortie: La solution optimale.

Étapes

- 1: **si** bool = 1 **alors**
 - 2: $w_{m|n} = w_m$ // Utiliser l'équité entre les UFs.
 - 3: **sinon**
 - 4: $w_{m|n} = w_n$ // Utiliser l'équité entre les FCs.
 - 5: **fin si**
 - 6: Générer toutes les combinaisons possibles d'association d'UFs aux FCs, COMB
 - 7: Trier toutes les combinaisons selon l'ordre maximal
 - 8: Initialiser $\mathbf{x} = 0$ et OPT = 0
 - 9: $[X, Y] = \text{Taille}(\text{COMB})$
 - 10: **pour** $i = 1$ à X **faire**
 - 11: **si** les contraintes (3.31b), (3.31c) sont satisfaites **alors**
 - 12: Calculer la valeur de la fonction objectif pour la combinaison i , $W(i) =$

$$\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N w_{m|n} x_{mn} = \sum_{j=1}^Y w_{i,j} \text{COMB}(i, j)$$
 - 13: **fin si**
 - 14: **fin pour**
 - 15: Trouver la combinaison qui a le poids le plus grand, $i^* = \arg \max \{W(i)\}$
 - 16: Calculer $\text{OPT} = \sum_{j=1}^Y \text{COMB}(i^*, j)$
 - 17: **Retourner** $\mathbf{x} = \text{COMB}(i^*, :)$ et $\text{OPT} = \sum_{j=1}^Y \text{COMB}(i^*, j)$.
-

La complexité de l'algorithme WBF, notée par WBF-C, dépend de la génération des combinaisons et de la vérification des contraintes. La complexité de la génération des combinaisons est donnée par l'équation (4.3) et la vérification des contraintes a une complexité de $O(M^2 \cdot N^2)$. En outre, le calcul des poids a une complexité de $O(M \cdot N \cdot T)$. D'où, une complexité totale de $O(M \cdot N \cdot T + M^3 \cdot N^3 \cdot \text{COMB}(N, M))$ ce qui peut être simplifié en $O(M^3 \cdot N^3 \cdot \text{COMB}(N, M))$ qui diffère de l'algorithme UBF seulement par un facteur de $M \cdot N$ qui est dû au calcul des poids. Par conséquent :

$$\text{WBF-C} \in O(M^3 \cdot N^3 \cdot \text{COMB}(N, M)) \in \mathcal{X}$$

où

$$\mathcal{X} = \begin{cases} O(M^4 \cdot N^{M+3}) & \text{si } N > M, \\ O(N^4 \cdot M^{N+3}) & \text{si } N < M, \\ O(N^7 \cdot N!) & \text{si } N = M. \end{cases} \quad (4.9)$$

4.1.2.2 L'algorithme exact par séparation et évaluation

L'algorithme par séparation et évaluation de la boîte à outils OPTI et du *solver* CPLEX a été développé. En terme de programmation, le seul changement à faire est de modifier la fonction objectif de $f^w(\mathbf{x}) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N x_{mn}$ à $g^w(\mathbf{x}) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N w_{m|n} x_{mn}$. Il faut noter que cet algorithme optimise une fonction objectif qui ne considère pas le nombre d'UFs associés mais une pondération du nombre moyen d'UFs associés (comme nous discutons dans le chapitre suivant). L'algorithme par séparation et d'évaluation est noté par WB&B pour *Weighted Branch and Bound*.

4.1.2.3 L'algorithme heuristique

Le problème pondéré est un problème \mathcal{NP} -difficile comme il est montré dans (Goussevskaia *et al.*, 2007). En fait, en utilisant la preuve de \mathcal{NP} -difficulté du problème non pondéré fournie dans le chapitre précédent, la preuve de \mathcal{NP} -difficulté du problème pondéré est obtenue facilement en choisissant les poids égaux à 1. Par conséquent, à moins que $\mathcal{P} = \mathcal{NP}$, les algorithmes exacts discutés dans les sections précédentes ne sont pas très utiles surtout en pratique.

Pour cette raison, un algorithme qui approche la solution optimale et qui n'est pas très complexe est développé afin de résoudre le problème (3.31). Cet algorithme se base sur une recherche heuristique. Le pseudocode de cet algorithme, nommé par WMRCG pour *Weighted Maximum Relative Channel Gain*, est donné par l'algorithme 6.

L'algorithme WMRCG : gain du canal relatif maximal pondéré :

L'algorithme WMRCG est divisé en deux étapes : D'abord, la première étape est le calcul des poids. Ensuite, la deuxième étape est la recherche d'une solution qui a des meilleures performances en terme du nombre moyen d'UFs associés.

Premièrement, les poids sont calculés conformément à (3.29) ou à (3.30). L'algorithme WMRCG commence à partir de l'instant $t \geq T$ (les poids sont initialisés durant la période $t < T$, voir chapitre 3 pour une description complète du calcul des poids). WMRCG résout le problème pondéré en utilisant deux procédures (selon une variable binaire `bool` comme dans le pseudocode de l'algorithme 6). Si `bool= 1`, WMRCG utilise les poids qui sont conçus pour avoir une équité entre les UFs. Sinon, il utilise les poids qui sont conçus pour avoir un équilibre de

Algorithme 6 WEIGHTED MAXIMUM RELATIVE CHANNEL GAIN

Entrée: Les différents paramètres du réseau (M, N, \mathbf{A}) , la fenêtre T , et les poids

$w_{m|n}$.

Sortie: Une solution heuristique proche de la solution optimale.

Étapes

```

1: si bool= 1 alors
2:    $w_{m|n} = w_m$            // Utiliser l'équité entre les UFs.
3: sinon
4:    $w_{m|n} = w_n$            // Utiliser l'équité entre les FCs.
5: fin si
6: tant que  $t \geq T$  faire
7:   Créer et trier une liste de tous les UFs et FCs dans l'ordre décroissant
8:    $liste_{mn} \leftarrow \frac{w_{m|n}|g'_{mn}|^2}{\sum_{k \neq m} |g'_{kn}|^2}$ 
9:   iter = 1
10:  tant que iter  $\leq$  taille(listemn) faire
11:    si  $m$  n'est pas assigné à  $n$  alors
12:       $m \leftarrow n$            // Associer UF  $m$  au FC  $n$ 
13:      si les contraintes (3.31b) et (3.31c) sont satisfaites alors
14:        iter  $\leftarrow$  iter + 1
15:      sinon
16:         $m \leftarrow n$ ;           // Dissocier UF  $m$  du FC  $n$ 
17:        iter  $\leftarrow$  iter + 1
18:      fin si
19:    fin si
20:  fin tant que
21:  Déplacer la fenêtre  $T$  et ;
22:  Mettre à jour les poids conformément à (3.29) or (3.30)
23: fin tant que
24: retourner Les utilisateurs assignés.

```

charge entre les FCs⁵. Deuxièmement, WMRCG cherche une solution qui a un nombre moyen d'UFs associés élevés. Comme nous verrons dans le chapitre suivant, WMRCG offre un très bon compromis entre l'équité et le nombre moyen d'UFs associés. Afin de trouver ce compromis, WMRCG utilise un critère particulier pour résoudre le problème (3.31).

Spécifiquement, WMRCG crée et trie la liste des paires UF-FCs (voir algorithme 6 pour les détails, ligne 8) et associe les UF aux FCs en se basant sur cette liste. Cette liste est donnée par :

$$\text{liste}_{mn} = \frac{w_{m|n} |g'_{mn}|^2}{\sum_{k \neq m} |g'_{kn}|^2}, \quad m \in \mathcal{U} \setminus \{0\}, \quad n \in \mathcal{B} \setminus \{0\},$$

où $w_{m|n}$ est égale à w_m ou w_n en fonction du critère utilisé pour calculer les poids.

La complexité de l'algorithme WMRCG, notée par WMRCG-C, dépend de la procédure du calcul des poids et de la procédure du calcul de la solution. Généralement, le calcul des poids n'est pas très complexe par rapport au calcul de la solution. Plus précisément, pour calculer les poids, un vecteur de taille $M \cdot N$ doit être parcouru. Ensuite, pour chaque UF (ou FC), l'algorithme WMRCG calcule l'équation (3.29) (ou l'équation (3.30)). Cette procédure prend un temps proportionnel à $O(M \cdot N \cdot T)$ puisque les poids dépendent de la taille de la fenêtre T . La deuxième étape est la résolution du problème. La complexité de cette étape est de $O(M^3 \cdot N^3)$ puisque l'algorithme doit parcourir la boucle **tant que** de taille $M \cdot N$ et vérifier les contraintes représentées par la matrice **A**. Ceci prend un temps de

5. La variable **bool** sépare l'algorithme WMRCG en deux sous-algorithmes : le premier est l'algorithme *d'équité entre les UF*s et le deuxième est l'algorithme *d'équilibrage de charge des FC*s.

l'ordre de $M^2 \cdot N^2$. Finalement, WMRCG-C est donnée par :

$$\text{WMRCG-C} \in O(N \cdot M \cdot (T + M^2 \cdot N^2)). \quad (4.10)$$

Algorithmes	Complexités ($M < N$)	Nombre d'itération ($M = 10, N = 20, T = 1000$)
UBF-C	$O(M^3 \cdot N^{M+2})$	4e+18
WBF-C	$O(M^4 \cdot N^{M+3})$	8e+20
UMRCG-C	$O(N^3 \cdot M^3)$	8e+06
WMRCG-C	$O(N \cdot M \cdot (T + M^2 \cdot N^2))$	8.2e+06

Tableau 4.1 Complexité des algorithmes

Le tableau 4.1 résume les complexités des différents algorithmes proposés pour résoudre le problème *d'association (pondérée/non pondérée) d'UFs aux FCs* ainsi que les complexités des algorithmes exacts basés sur la recherche exhaustive.

Les deux algorithmes heuristiques UMRCG et WMRCG proposés pour résoudre le problème *d'association non pondérée d'UFs aux FCs* et le problème *d'association pondérée d'UFs aux FCs* respectivement ont une très faible complexité par rapport à celles des algorithmes optimaux. Notez que UMRCG et WMRCG ont presque le même ordre de complexité à moins que $T \notin O(M^3 \cdot N^3)$. Dans la colonne trois du tableau 4.1, nous avons quelques chiffres explicatifs pour voir l'ordre de complexité des algorithmes. À titre d'exemple, UBF-C prend un temps d'exécution d'environ 10^{12} fois que prend UMRCG-C.

Ces résultats montrent l'avantage d'utiliser des algorithmes heuristiques et montrent l'efficacité de nos algorithmes proposés en termes de complexité de calcul pour le moment. Le chapitre suivant montre l'efficacité de nos algorithmes proposés en terme de performance.

4.2 Algorithmes distribués

Cette section présente la méthodologie adoptée pour résoudre le problème distribué en se basant sur la théorie des jeux. Un algorithme totalement distribué inspiré par l'apprentissage automatique est proposé.

4.2.1 Théorie des jeux

Cette partie présente quelques notions de base de la théorie des jeux qui ont été utilisées dans ce travail. La théorie des jeux (Neumann et Morgenstern, 1953) est un ensemble d'idées et d'outils permettant d'étudier un système multi-agents où il existe des situations d'interaction positives ou négatives entre les agents. La théorie des jeux est utilisée dans différentes disciplines telles que l'économie, la macroéconomie, la politique, l'informatique, etc. Elle a été fondée par John von Neumann en 1928.

La théorie des jeux a pour but de modéliser les différentes situations qui peuvent exister dans un système multi-agents. Chaque agent adopte une stratégie quelconque afin d'obtenir le gain désiré. Ce genre de modèle est donné sous forme d'un jeu qui sera joué par les différents agents. La théorie des jeux cherche à étudier mathématiquement les conséquences d'un tel jeu. Parmi les notions importantes dans la théorie des jeux, nous trouvons l'équilibre de Nash (Nash, 1950).

Plus précisément, un jeu est modélisé, dans un cadre général, par un tuple $\mathcal{G} = \langle \mathcal{J}, \mathcal{A}, \mathcal{U} \rangle$ qui contient les éléments suivants :

- Les joueurs notés par \mathcal{J} : Les agents dans un système multi-agents jouent le rôle des joueurs dans le jeu.
- Les actions notées par \mathcal{A} : Chaque joueur a un certain nombre d'actions. \mathcal{A} est l'ensemble conjoint d'actions de tous les joueurs.

- Les utilités notées par \mathcal{U} : Chaque joueur reçoit un gain modélisé par un nombre réel en jouant une action quelconque.

En se basant sur ce modèle mathématique, le théorème de Nash affirme que chaque jeu fini a un point d'équilibre « *Every finite game has an equilibrium* ». C'est l'équilibre de Nash (veuillez voir (Nash, 1950) pour le détail). Ce point d'équilibre montre que le résultat optimal d'un jeu est celui où aucun joueur n'a intérêt à dévier de son action choisie après avoir examiné le choix de tous les adversaires.

4.2.1.1 Formulation du jeu

Le réseau cellulaire est composé de N FCs et M UFs. Le jeu adopté dans ce travail est formulé mathématiquement par un tuple donné par $\mathfrak{G} = \langle \mathfrak{J}, \{\mathcal{A}_n\}_{n \in \mathfrak{J}}, \{\mathcal{U}_n\}_{n \in \mathfrak{J}} \rangle$ où :

- Les joueurs : Les FCs sont les joueurs de ce jeu notés par l'ensemble $\mathfrak{J} = \mathcal{B} \setminus \{0\}$.
- Les actions : Chaque FC $n \in \mathfrak{J}$ peut jouer un ensemble d'actions \mathcal{A}_n donné par $\mathcal{A}_n = \{s\} \cup \mathcal{U} \setminus \{0\}$. Le joueur n peut choisir une action de \mathcal{A}_n selon son état et son besoin. Il choisit l'action s s'il veut être silencieux (il ne veut pas participer au jeu). Aussi, un joueur n peut choisir un élément de l'ensemble $\mathcal{U} \setminus \{0\}$ qui représente l'ensemble d'UFs. Si une FC (un joueur) n choisit un UF m alors FC va transmettre à UF. L'ensemble conjoint d'actions pour tous les joueurs est donné par le produit cartésien suivant $\mathcal{A} = \times_{n=1}^N \mathcal{A}_n = \mathcal{A}_1 \times \mathcal{A}_2 \times \dots \times \mathcal{A}_N = (\{s\} \cup \mathcal{U} \setminus \{0\})^N$. Un vecteur d'actions ou un profil d'actions est noté par $\mathbf{a} = (a_1, \dots, a_N)^T \in \mathcal{A}$.
- Les utilités : Chaque joueur $n \in \mathfrak{J}$ a une fonction d'utilité notée par $\mathcal{U}_n : \mathcal{A} \rightarrow \{-1, 0, 1\}$. Cette utilité est considérée comme le gain observé par le joueur n lorsque le profil d'actions \mathbf{a} a été joué.

Il est clair que le gain de chaque joueur ne dépend pas seulement de sa propre action, mais du profil d'actions. Cela est dû à la nature de la fonction SINR qui dépend à la fois de l'UF choisi (à savoir le gain du canal de la liaison activée) et des FCs activées (la quantité d'interférence causée à l'UF choisi). En outre, il est supposé qu'un UF ne peut pas être associé à plus qu'une FC. Donc deux joueurs qui choisissent la même action dans l'ensemble $\mathcal{U} \setminus \{0\}$ doivent être pénalisés en recevant une utilité négative pour les obliger à dévier de ce genre de situations. Par conséquent, l'utilité de chaque joueur $n \in \mathcal{J}$ est donnée par :

$$\mathcal{U}_n(\mathbf{a}) = \mathcal{U}_n(a_n, \mathbf{a}_{-n}) = \begin{cases} 0 & \text{si } (C_1) \\ -1 & \text{si } (C_2) \\ +1 & \text{si } (C_3), \end{cases} \quad (4.11)$$

où le vecteur \mathbf{a} représente le profil d'actions, le vecteur \mathbf{a}_{-n} représente le profil d'actions \mathbf{a} sans l'action du joueur n , c.-à-d., $\mathbf{a}_{-n} = (a_1, \dots, a_{n-1}, a_{n+1}, \dots, a_N)^T$, et les conditions (C_1) , (C_2) , et (C_3) sont données par :

- (C_1) : $a_n = s$, c.-à-d., la FC n a choisi de rester silencieuse ;
- (C_2) : $a_n = m \in \mathcal{U} \setminus \{0\} \wedge ((\text{SINR}_{mn}^{\text{wo}}(\mathbf{x}) < \Gamma) \vee (\exists n' \neq n : a_{n'} = m))$, c.-à-d., la FC n a choisi de transmettre à l'UF m et le seuil SINR n'est pas atteint ou une autre FC n' a choisi le même UF m ; et
- (C_3) : $a_n = m \in \mathcal{U} \setminus \{0\} \wedge (\text{SINR}_{mn}^{\text{wo}}(\mathbf{x}) \geq \Gamma)$, c.-à-d., la FC n a choisi de transmettre à l'UF m et le seuil SINR est atteint.

Pour résoudre ce jeu, la technique d'apprentissage automatique est utilisée. Donc, le jeu sera joué dans le temps d'une façon continue (*repeated game* en anglais) comme nous verrons par la suite.

4.2.2 Apprentissage automatique

L'apprentissage automatique (*machine learning* en anglais) est une discipline de l'intelligence artificielle. Il a été utilisé dans les réseaux sans fil et les réseaux cellulaires au cours de la dernière décennie (voir (Di et Joo, 2007) et les références citées dedans). Plus spécifiquement, l'apprentissage par renforcement est un outil très utilisé dans le domaine de communication sans fil. L'apprentissage par renforcement est inspiré de la biologie où les agents acquièrent leurs connaissances en explorant activement leur environnement (Forster, 2007). À chaque étape, l'agent sélectionne une action possible et reçoit une valeur d'utilité de l'environnement pour cette action spécifique. Notez que la meilleure action possible à partir d'un état donné n'est jamais connue à priori. Par conséquent, l'agent doit essayer beaucoup de séquences d'actions différentes et va apprendre de son expérience.

Ce travail propose un algorithme totalement distribué pour résoudre le problème *d'association non pondérée d'UFs aux FCs* (le problème (3.23)). Cet algorithme est inspiré par l'algorithme d'apprentissage connu sous le nom de *win-stay, lose-switch*.

4.2.2.1 Algorithme d'apprentissage

L'algorithme distribué proposé dans ce travail est un algorithme d'apprentissage basé sur une stratégie d'apprentissage psychologique connue sous le nom de *win-stay, lose-switch* (WSLS) (Nowak et Sigmund, 1993). WSLS est une technique heuristique utilisée dans les domaines de la psychologie, théorie des jeux, statistiques, et l'apprentissage automatique pour modéliser certaines situations de décisions dans un système multi-agents. Elle a été introduite dans (Nowak et Sigmund, 1993, Robbins, 1985) pour résoudre le problème du bandit manchot et le problème du dilemme du prisonnier.

L'algorithme distribué proposé est noté par MWSLS pour *modified win-stay, lose-switch* et il est décrit globalement comme suit : à chaque intervalle de temps, les FCs (les joueurs) doivent décider d'une manière complètement distribuée sur l'association d'UFs qui aura lieu pendant tout cet intervalle de temps. Chaque joueur exécute l'algorithme distribué MWSLS sur un nombre fini d'itérations I et décide de rester silencieux ou de se connecter à un UF. Ainsi, le jeu décrit dans la section précédente est joué à plusieurs reprises pendant un certain nombre d'itérations I durant lesquelles les joueurs apprennent à jouer un profil d'actions efficace qui maximise les performances du réseau cellulaire (en terme du nombre d'utilisateurs associés) tout en garantissant la QoS de chaque UF associé. L'algorithme MWSLS est présenté en détails comme suit :

- La première itération : Chaque FC commence par jouer une action d'une façon aléatoire suivant une distribution de probabilité à partir de son ensemble d'actions (qui est le même pour toutes les FCs, c.-à-d. $\mathcal{A}_n = \mathcal{A}_{n'}$, pour tout $n, n' \in \mathcal{J}$). La FC commence à transmettre à l'UF choisi. Ensuite, l'UF choisi calcule son rapport SINR et le retourne au FC comme information de retour contenant « est-ce que son SINR calculé est supérieure au seuil ou non ? ». Plus précisément, l'UF choisi envoie un seul bit de données qui permet à la FC qui l'a choisi d'avoir une information sur la qualité de son choix. Il est clair que cette information de retour dépend non seulement de l'action de la FC en question mais aussi du profil d'actions joué au cours de cette première itération. Par conséquent, une FC n calcule son utilité $\mathcal{U}_n \forall n \in \mathcal{J}$ en se basant sur l'information de retour comme suit :

$$\mathcal{U}_n(a_n, \mathbf{a}_{-n}) = \begin{cases} 0 & \text{si } (a_n = s) \\ -1 & \text{si } (b = 0) \\ +1 & \text{si } (b = 1), \end{cases} \quad (4.12)$$

où b est le bit d'information de retour envoyé par l'UF a_n à la FC n .

Sur la base de l'information de retour reçue ainsi que les utilités calculées par les UFs, la FC qui a choisi de transmettre au cours de l'intervalle de temps actuel aura une information sur la qualité de l'action choisie. Tandis que la FC qui a choisi de rester silencieuse au cours de cet intervalle de temps n'aura aucune nouvelle information (elle n'apprend rien de nouveau au cours de cet intervalle). Ainsi, chaque fois qu'une FC apprend quelque chose de nouveau sur le réseau, elle doit l'exploiter afin de jouer une meilleure action dans l'avenir.

Donc, nous associons à chaque FC $n \in \mathcal{J}$ un vecteur de probabilité noté $\pi_n^t = (\pi_n^t(1), \dots, \pi_n^t(M+1))$ de taille $M+1$. Chaque élément i de π_n^t , $\pi_n^t(i)$, correspond à la probabilité de jouer l'action a_i par la FC n . Pour la première itération, les vecteurs de probabilités de chaque joueur (soient π_n^t pour tout $n \in \mathcal{J}$) sont supposés suivre une distribution uniforme. En d'autres termes, $\pi_n^t(i) = \frac{1}{M+1}$, pour tout $n \in \mathcal{J}, i \in \{1, \dots, M+1\}$. Ainsi, chaque FC choisit sa première action selon cette distribution de probabilité.

- La procédure d'apprentissage : Une fois que les FCs acquièrent l'information de retour d'UFs correspondants et calculent les valeurs d'utilités, elles procèdent à la mise à jour de leurs vecteurs de probabilités. Ces mises à jour représentent l'étape primordiale de l'algorithme d'apprentissage proposé.

Dans l'algorithme WSLs classique, chaque joueur commence par jouer une action aléatoire. Si cette action donne une valeur d'utilité plus élevée, elle est considérée comme une action gagnante et le joueur continue à la jouer pendant la prochaine itération. Sinon, l'action est considérée perdante et le joueur doit la changer en espérant améliorer sa nouvelle utilité. L'algorithme WSLs est largement et efficacement appliqué lorsque les utilités prennent des valeurs booléennes (0 ou 1). Toutefois, cette stra-

tégie d'apprentissage doit être adaptée lorsque les utilités sont limitées et appartiennent à un ensemble fini mais pas booléennes qui est le cas dans le présent document où les utilités prennent les valeurs $\{-1, 0, +1\}$. Nous avons modifié WSLs en MWSLS comme suit :

- Si la valeur de l'utilité est 1 : l'action jouée dans l'itération actuelle est considérée comme une *action gagnante*. Par conséquent, la probabilité de la jouer doit augmenter afin d'augmenter les chances de converger vers un état stable à la fin de la procédure d'apprentissage. Précisément, la probabilité correspondant à l'action gagnante est mise à jour comme suit :

$$\pi_n^{t+1}(i) = \pi_n^t(i) + \tau (1 - \pi_n^t(i)), \quad (4.13)$$

où i est l'indice de l'action gagnante, t est l'indice de l'itération actuelle, et τ représente le *facteur de gain* par lequel la probabilité de choisir cette *action gagnante* au cours de l'itération suivante $t + 1$ est augmentée. Notez que toutes les probabilités dans π_n autre que $\pi_n(i)$ devraient être réduites par le même facteur τ afin de garder leurs sommes (y compris $\pi_n(i)$) égale à 1. Par conséquent, ces probabilités sont mises à jour comme suit :

$$\pi_n^{t+1}(i') = \pi_n^t(i') - \tau \pi_n^t(i'), \quad i' \neq i. \quad (4.14)$$

- Si la valeur de l'utilité est -1 : l'action jouée dans l'itération actuelle est considérée comme une *action perdante*. Par conséquent, la probabilité de la jouer dans la prochaine itération doit diminuer et la probabilité de rester silencieuse doit augmenter. Cette stratégie d'apprentissage est motivée par le fait que, quand une FC joue beaucoup de fois des

actions perdantes, il est alors préférable de la forcer à apprendre à jouer l'action de rester silencieuse. Le vecteur de probabilité est mis à jour comme suit :

$$\pi_n^{t+1}(j) = \pi_n^t(j) - \epsilon_0, \quad (4.15)$$

$$\pi_n^{t+1}(M+1) = \pi_n^t(M+1) + \epsilon_0. \quad (4.16)$$

où j est l'indice de l'action *perdante*, $M+1$ est l'indice de l'action de rester silencieuse, et ϵ_0 représente le *facteur de perte*.

- La terminaison : Lorsque l'algorithme MWSLS effectue les mises à jour des probabilités mentionnées, il faut toujours vérifier que les probabilités restent cohérentes, c.-à-d.,

$$\begin{cases} 0 \leq \pi_n(i) \leq 1 \\ \sum_{i=1}^{M+1} \pi_n(i) = 1, \end{cases} \quad (4.17)$$

Aussi, la valeur de ϵ_0 a été choisie d'une façon optimale pour ne pas trouver des valeurs négative (p.ex., à l'instant t , $\pi_n^t(j) < \epsilon$). Ainsi, $\epsilon_0 = \min\{\pi_n^t(i), \epsilon\}$ où ϵ est un nombre réel dans l'intervalle $[0, 1]$.

Après un certain nombre d'itérations I , chaque FC apprend à jouer soit une action gagnante qui lui permet d'obtenir une utilité positive ou l'action de rester silencieuse. Toutes les FCs qui ont choisi de transmettre convergent vers un état d'équilibre où les vecteurs de probabilités contiennent des 1 aux niveaux des indices des actions gagnantes correspondantes aux utilisateurs associés. Tandis que les FCs qui convergent à un vecteur de probabilités contenant des 1 au niveau des indices $M+1$ restent silencieuses pendant l'intervalle de temps actuel.

CHAPITRE V

RÉSULTATS ET DISCUSSIONS

Introduction

Ce chapitre présente les résultats de simulations des algorithmes proposés. Il présente l'efficacité de ces algorithmes et montre leurs performances. Dans un premier lieu, nous présentons les résultats du problème centralisé d'association non pondérée/pondérée d'utilisateurs aux femto-cellules. Enfin, nous présentons les résultats du problème distribué d'association d'utilisateurs aux femto-cellules.

5.1 Simulations de la solution centralisée

Les résultats présentés ci-après sont soumis à la revue *Transactions on Wireless Communications* pour une publication possible (Mlika *et al.*, 2014). Une partie de ce travail a été déjà publié à « *IEEE 9th International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob), 2013* » (Mlika *et al.*, 2013).

5.1.1 Choix de paramètres

L'environnement de programmation utilisé pour réaliser les simulations est MATLAB (MATLAB, 2012). Le réseau cellulaire est modélisé par un cercle C de centre $C = (0, 0)$ et de rayon $R = 20$ m. Les FCs et les UFes sont positionnés

aléatoirement dans le cercle \mathcal{C} suivant une distribution de probabilité uniforme. Sans perte de généralité, nous supposons que l'exposant d'affaiblissement $\alpha = 4$ et la taille de la fenêtre pour calculer les poids est $T = 50$ (voir paragraphe 3.2.2). Sauf indication contraire, la puissance de transmission normalisée de la MC et des FCs sont $\gamma_0 = 40$ dB et $\gamma = 20$ dB respectivement, tandis que les seuils SINR sont $\Gamma_0 = 0$ dB, $\Gamma = 1$ dB respectivement, et le nombre d'UFs est $M = 10$.

5.1.2 La solution centralisée du problème d'association non pondérée d'utilisateurs

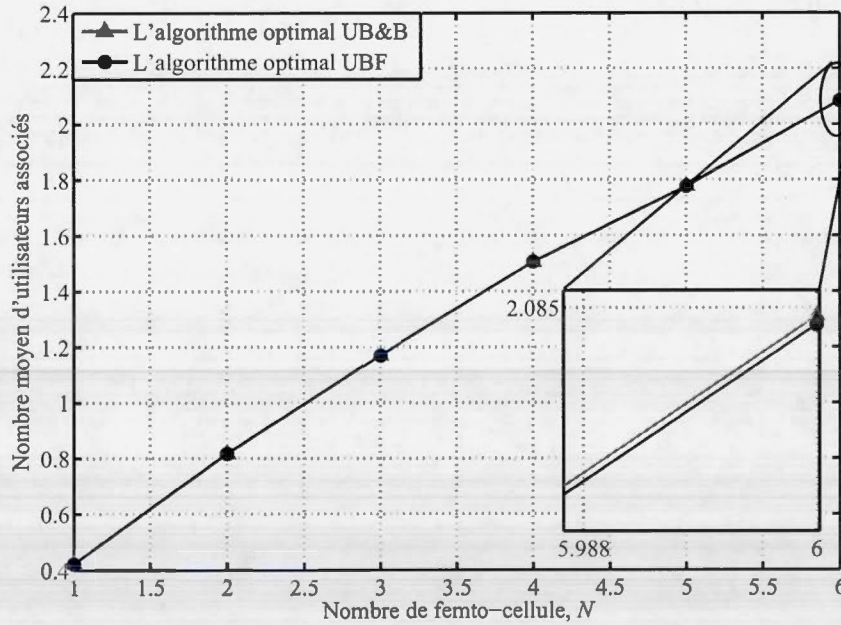


Figure 5.1 Performance des algorithmes UBF et UB&B.

La figure 5.1 compare l'algorithme basé sur la recherche exhaustive UBF et l'algorithme basé sur la séparation et évaluation UB&B pour le problème (3.13). Nous pouvons voir que l'algorithme UBF surpasse très légèrement l'algorithme

UB&B particulièrement lorsque N est grand mais ce dernier est plus efficace en termes de temps d'exécution. Lorsque $N = 6$, l'algorithme UBF diffère de l'algorithme UB&B de 0.009% . La figure 5.1 montre que la solution obtenue par l'algorithme UB&B en utilisant le *solver* CPLEX nous permet d'obtenir une solution très proche de la solution optimale. En fait, la petite différence de performance entre les deux solutions UB&B et UBF est due généralement à l'erreur d'arrondi. Cela nous motive à utiliser l'algorithme par séparation et évaluation dans nos prochaines simulations comme étant une borne supérieure pour les performances.

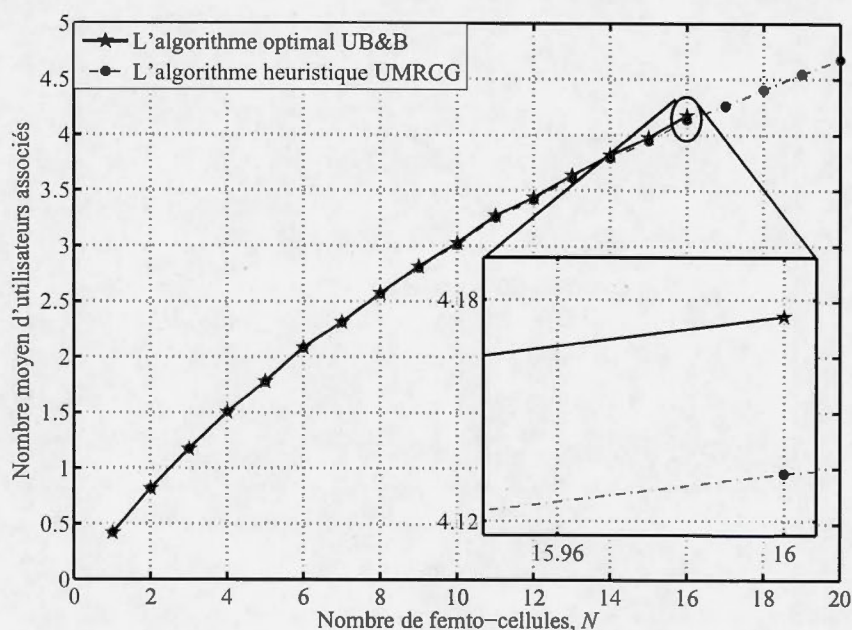


Figure 5.2 Comparaison de performance entre UMRCG et UB&B.

La figure 5.2 montre le nombre moyen d'UFs associés pour le problème (3.13) en utilisant l'algorithme UB&B et l'algorithme heuristique proposé UMRCG. Lorsque le nombre des FCs augmente, le nombre d'UFs assignés augmente aussi. La figure 5.2 montre que l'algorithme UMRCG offre des performances très proches

de l'optimal. À titre d'exemple, l'écart de performance entre UMRCG et UB&B est environ 1% lorsque $N = 16$.

Bien entendu, les performances de l'algorithme proposé UMRCG dépendent généralement de la puissance de transmission et des seuils SINR. Les simulations suivantes montrent l'effet de ces différents paramètres sur les performances des solutions proposées.

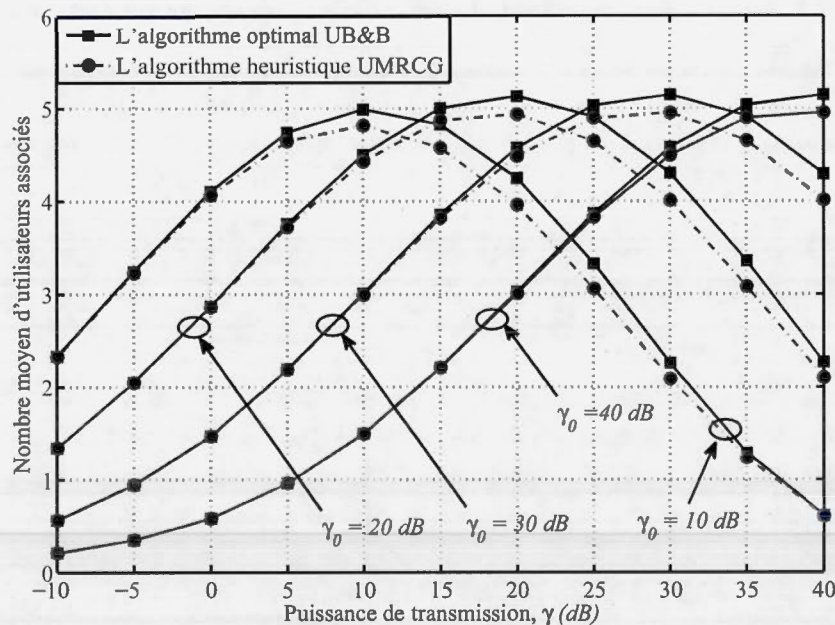


Figure 5.3 Performance en fonction de γ pour différentes valeurs de γ_0 . $N = 10$.

La figure 5.3 trace le nombre moyen d'UFs associés en fonction de la puissance de transmission γ . Lorsque γ augmente, le rapport SINR reçu au niveau de chaque UF augmente et plus d'UFs seront associés ce qui est illustré sur la première partie de l'axe d'abscisse γ dans la figure 5.3 lorsque les courbes croissent. En revanche, lorsque γ augmente davantage, l'interférence au niveau de l'UM augmente aussi et devient nuisible. Donc, l'UM obligera le nombre moyen d'UFs associés à diminuer

pour respecter sa QdS. Ceci est clair sur la deuxième partie de l'axe d'abscisse γ lorsque les courbes entrent dans une phase décroissante. Noter que, pour des valeurs élevées de γ , si γ_0 est plus grande alors le nombre moyen d'UFs associés l'est aussi comme le montre les différentes courbes avec des différentes valeurs de γ_0 de la figure 5.3. Par exemple, si $\gamma = 40$ dB alors le nombre moyen d'UFs associés augmente de 0.6 lorsque $\gamma_0 = 10$ dB à environ 5 lorsque $\gamma_0 = 40$ dB. En revanche, pour des valeurs faibles de γ , si γ_0 augmente alors le nombre d'UFs associés diminue. En conclusion, pour chaque valeur de la puissance de transmission de la MC, γ_0 , il existe une valeur optimale de la puissance de transmission des FCs, γ , à utiliser afin de maximiser le nombre d'UFs associés. Il faut noter que le calcul de ces valeurs optimales n'est pas évident. En fait, il est intraitable parce que nous devons dériver une solution analytique pour un problème d'optimisation prouvé \mathcal{NP} -difficile. La figure 5.3 nous renseigne aussi sur la qualité de l'algorithme proposé UMRCG qui réalise des performances très proches de la solution optimale pour différentes valeurs de γ . Le rapport entre la solution heuristique proposée et la solution optimale est au plus 5%.

La figure 5.4 représente l'effet des seuils SINR exigés par les UFes et l'UM. Bien évidemment, le nombre moyen d'UFs associés diminue lorsque les seuils SINR augmentent. Pour des petites valeurs de Γ_0 , la QdS de l'UM est satisfaite plus souvent et donc plus d'UFs seront associés. Par exemple, si $\Gamma_0 = 0$ dB alors, en moyenne, 3.027 UFes sont associés lorsque $\Gamma = 1$ dB et 3.225 UFes sont associés lorsque $\Gamma = 0$ dB ce qui donne un gain de 6.14%. En outre, nous constatons que, lorsque le seuil SINR de l'UM devient plus élevé, le nombre d'UFs associés diminue considérablement et ce, quelles que soient les valeurs des seuils SINR d'UFes (veuillez voir la figure 5.4 lorsque toutes les courbes convergent). Il est également important de noter que l'écart de performance entre la solution optimale et la solution heuristique varie légèrement en fonction de γ_0 et Γ de 0.74% à

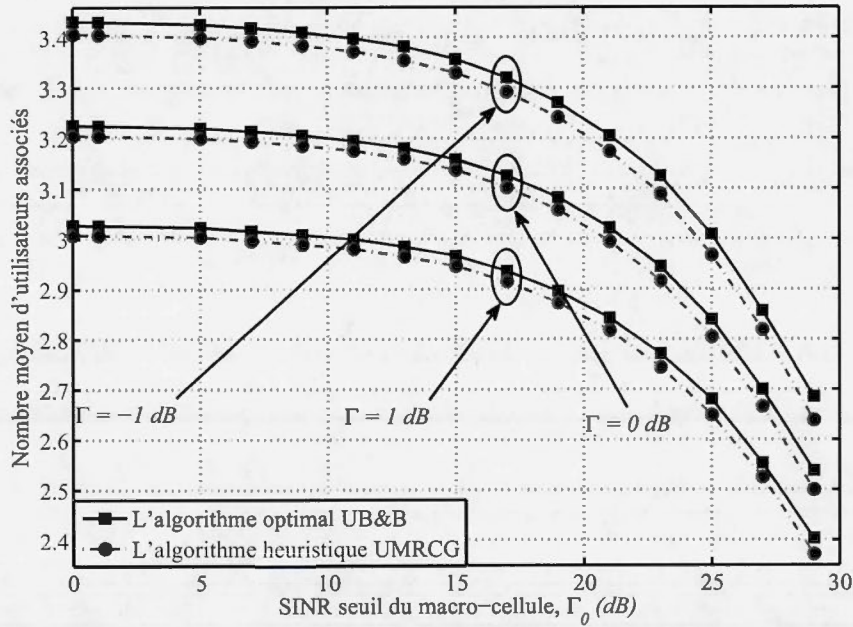


Figure 5.4 Performance en fonction de Γ_0 pour différentes valeurs de Γ . $N = 10$.

1.343%. Ce faible écart illustre la précision de nos solutions heuristiques proposées.

5.1.3 La solution centralisée du problème d'association pondérée d'utilisateurs

La figure 5.5 montre les résultats des approches adoptées pour résoudre le problème (3.31). Il est clair que les performances (en terme du nombre moyen d'UFs associés) de l'algorithme WMRCG surpassent légèrement les performances de la solution optimale WB&B. Cela est dû au fait que WB&B n'optimise pas le nombre moyen d'UFs associés (voir la fonction objectif (3.31a)) mais au contraire il optimise une somme pondérée d'UFs associés. L'écart de performances entre l'algorithme WB&B et l'algorithme WMRCG du problème pondéré est légèrement supérieur à celui du problème non pondéré (en comparant la figure 5.2 et

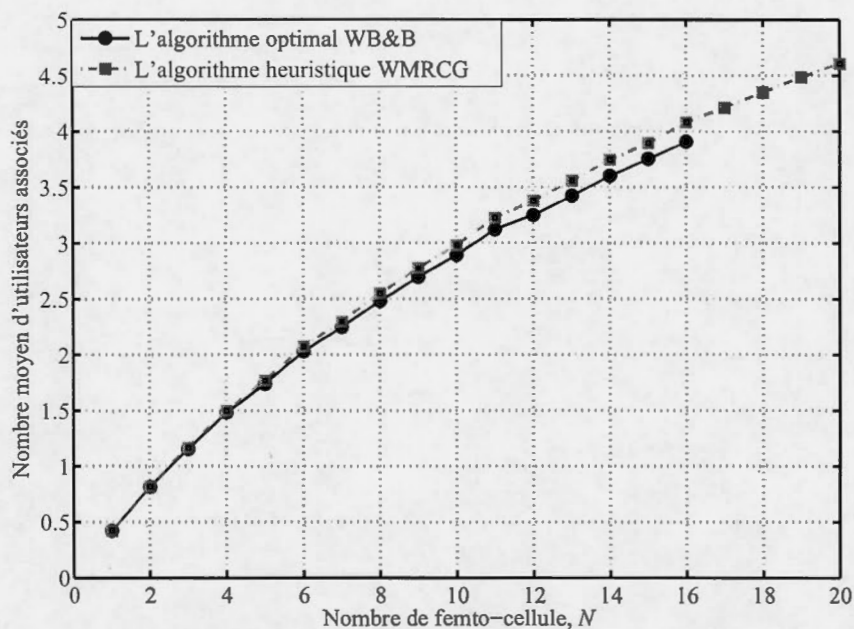


Figure 5.5 Comparaison de performance entre WB&B et WMRCG.

la figure 5.5). À titre d'exemple, si $N = 16$ alors l'écart de performances entre WB&B et WMRCG est environ 4% tandis que l'écart de performances entre UB&B et UMRCG est environ 1%. Ainsi, la solution pondérée est moins performante par rapport à la solution non pondérée en termes de nombre moyen d'UFs associés. Par exemple pour $N = 16$, le nombre moyen d'UFs associés est donné respectivement pour UB&B, UMRCG, WB&B, et WMRCG par 4.175, 4.132, 4.081, et 3.907. En revanche, cette perte de performance est compensée par l'équité comme nous verrons dans les simulations suivantes.

Afin de mesurer l'équité dans le réseau cellulaire considéré dans ce travail, nous utilisons l'indice de Jain (*Jain's index*) (Jain et al., 1984) qui se calcule comme

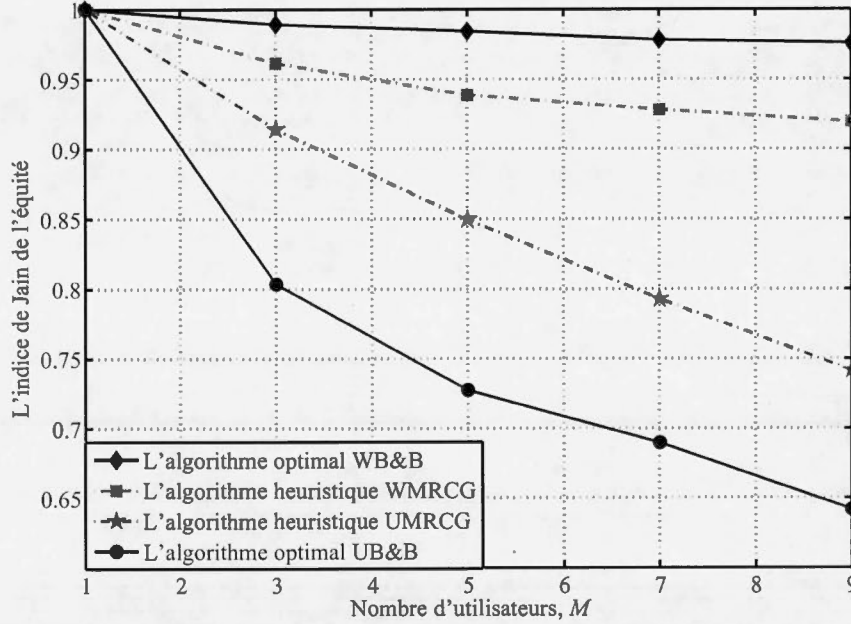


Figure 5.6 Comparaison de performance entre UB&B, WB&B, WMRCG et UMRG en termes de l'équité entre les UF's. $N = 6$.

suit : étant donné un vecteur d'association $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)^T$ pour $n \in \mathbb{N}$ alors :

$$\mathcal{J}(\mathbf{x}) = \frac{(\sum_{i=1}^n x_i)^2}{n \cdot \sum_{i=1}^n x_i^2}. \quad (5.1)$$

L'équation 5.1 évalue l'équité d'un ensemble de valeurs où il y a n utilisateurs et x_i est le débit de la connexion i . Le résultat varie de $\frac{1}{n}$ (pire cas) à 1 (meilleur cas), et il est maximal lorsque tous les utilisateurs reçoivent la même allocation. Cette indice est égale à $\frac{k}{n}$ lorsque k utilisateurs partagent également la ressource et les autres $n - k$ utilisateurs reçoivent une allocation zéro.

Dans un premier lieu, l'équité entre les UF's est considérée. Ceci est réalisé si les poids sont calculés conformément à l'équation (3.29). Dans un second lieu,

l'équité entre les FCs (équilibrage des charges des FCs) est considérée ce qui est réalisé en calculant les poids conformément à l'équation (3.30).

La figure 5.6 présente le degré d'équité entre les UFs réalisé par les algorithmes proposés et les algorithmes optimaux. Nous remarquons que les coefficients de pondération ajoutés pour résoudre le problème pondéré donnent des performances très intéressantes en terme d'équité par rapport aux algorithmes non pondérés. L'algorithme optimal WB&B donne l'indice d'équité de Jain le plus élevé par rapport à tous les autres. Aussi, WMRCG donne un indice d'équité de Jain élevé et un bon nombre moyen d'UFs associés (veuillez voir la figure 5.5 et la figure 5.6). D'une autre part, les algorithmes non pondérés donnent des mauvais résultats en termes de l'indice de l'équité de Jain comme prévu. En outre, la solution optimale non pondérée a un indice d'équité de près de 65% qui est inacceptable dans un réseau cellulaire. Aussi, lorsque le nombre d'UFs augmente, le réseau commence à être dense et l'équité diminue pour tous les algorithmes.

La figure 5.7 montre l'équité de nos algorithmes proposés ainsi que les algorithmes optimaux en terme d'équilibrage des charges des FCs.

Il est clair d'après la figure 5.7 que si le nombre d'UFs dans le réseau est important alors la charge entre les différentes FCs est équilibrée puisque plus de possibilités sont données à chaque FC pour servir les différents UFs. En outre, WBF et WMRCG donnent toujours les meilleurs résultats en terme de l'équité entre les FCs par rapport aux UBF et UMRG.

5.2 Simulations de la solution distribuée

Les résultats présentés ci-après sont soumis à la prestigieuse conférence de l'IEEE « *IEEE International Conference on Communications (ICC), 2015* » pour

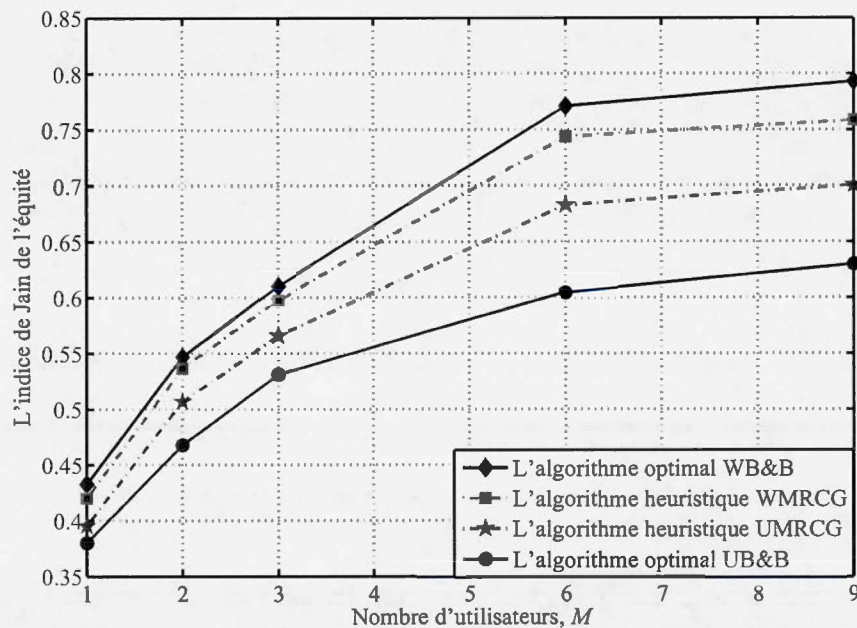


Figure 5.7 Comparaison de performance entre UB&B, WB&B, WMRCG et UMRG en termes de l'équité entre les FCs. $N = 6$.

une possible publication.

5.2.1 Choix de paramètres

Le réseau cellulaire considéré est modélisé par le cercle \mathcal{C} . Nous supposons que l'exposant d'affaiblissement $\alpha = 4$, et $R = 20$ m. Les UFs et les FCs sont positionnés aléatoirement dans le cercle \mathcal{C} suivant une distribution de probabilité uniforme. Sauf indication contraire, la puissance de transmission normalisée des FCs est $\gamma = 10$ dB tandis que les seuils SINR d'UFs sont $\Gamma = 0$ dB, le facteur de gain est $\tau = 0.1$, le facteur de perte est $\epsilon_0 = 0.01$, et le nombre d'UFs est $M = 10$.

5.2.2 Résultats du problème distribué

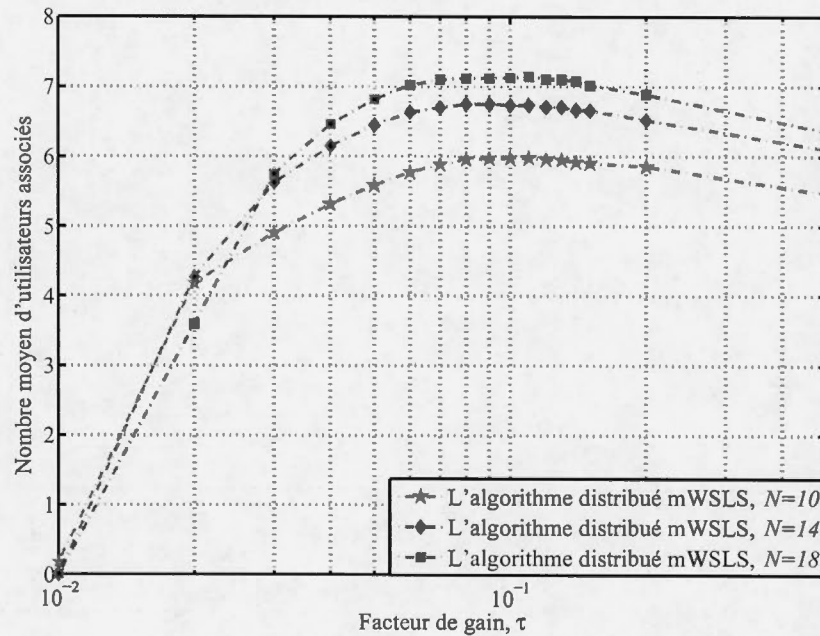


Figure 5.8 Performance de MWSLS en fonction du facteur de gain τ .

La figure 5.8 illustre l'effet du facteur de gain τ sur la performance de l'algorithme mWSLS. Si τ est faible (proche de 0) alors mWSLS n'arrive pas à associer beaucoup d'UFs en moyenne parce que le choix aléatoire des actions n'amène pas à un état d'équilibre. Une valeur optimale de τ est observée autour de $\tau_{\text{opt}} = 0.1$. Au-delà de cette valeur, la probabilité de jouer l'action gagnante augmente et donc peu d'UFs sont associés parce que les FCs n'explorent pas bien leur espace de recherche, c.-à-d., dès qu'une action gagnante est observée, elle est fixée et jouée.

La figure 5.9 montre l'effet du facteur de perte ϵ_0 sur les performances de mWSLS. Si ϵ_0 tend vers zéro alors le choix d'une stratégie perdante n'a aucun

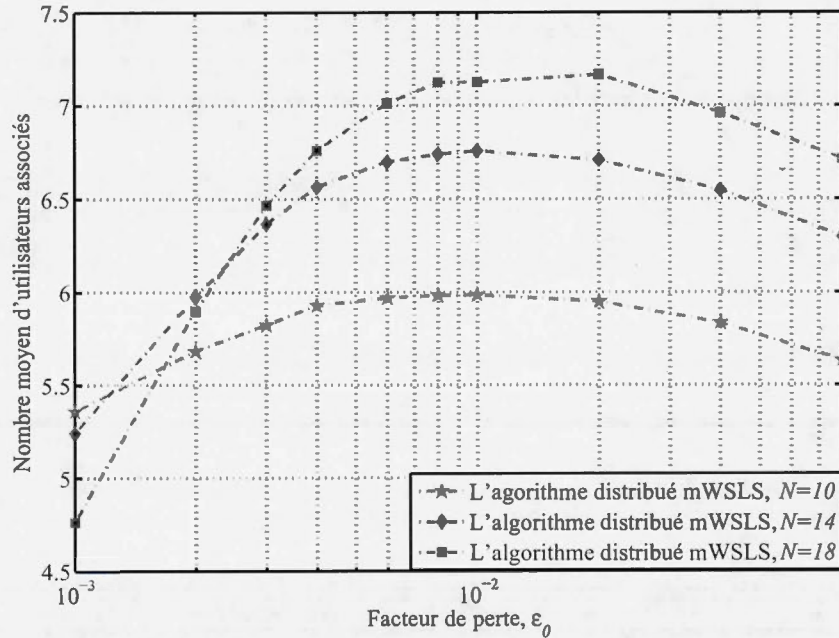


Figure 5.9 Performance de MWSLS en fonction du facteur de perte ϵ_0 .

effet sur les choix durant les prochaines itérations. En augmentant ϵ_0 , les FCs qui choisissent des stratégies perdantes ont plus tendance à devenir silencieuses durant les prochaines itérations, ce qui permet de diminuer l'interférence entre les FCs et augmente par conséquent les performances globales de l'algorithme. Cette augmentation en performance atteint son maximum lorsque ϵ_0 avoisine $\epsilon_{\text{opt}} = 0.01$. Au-delà de cette valeur, les performances de MWSLS commencent à diminuer rapidement puisque les FCs commencent à privilégier davantage l'action de rester silencieuse. En effet, la probabilité de cette dernière augmente rapidement pour chaque stratégie perdante jouée.

La figure 5.10 représente le nombre d'itérations que nécessite l'algorithme MWSLS pour converger vers un état stable. Il est clair d'après la figure 5.10 que le nombre d'itérations requis pour la convergence dépend fortement de la valeur de τ

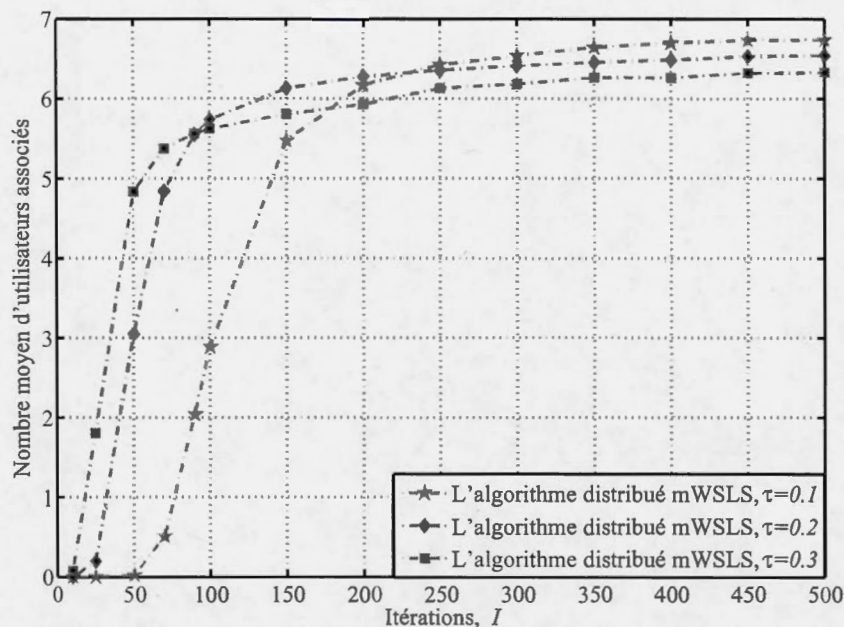


Figure 5.10 Performance de mWSLS en fonction du nombre d'itérations.

utilisée. Par exemple, lorsque τ est fixée à 0.3 l'algorithme atteint rapidement une performance de cinq UF's associés. Alors que pour atteindre cette même valeur, en fixant τ à 0.1, l'algorithme a besoin du triple du nombre d'itérations. D'autre part, si nous permettons à l'algorithme d'effectuer un grand nombre d'itérations, une petite valeur de τ est favorisée puisqu'elle permet de converger vers une meilleure performance. Par conséquent, un grand τ permet d'atteindre rapidement des performances assez élevées (mais loin des performances de la solution optimale) tandis qu'un petit τ converge lentement mais vers des performances plus élevées. Ainsi, nous concluons que le choix du paramètre τ découle d'un compromis entre la performance et le temps de convergence.

Afin de démontrer la qualité des performances de l'algorithme distribué proposé mWSLS, nous le comparons avec l'algorithme centralisé UB&B. La figure 5.11

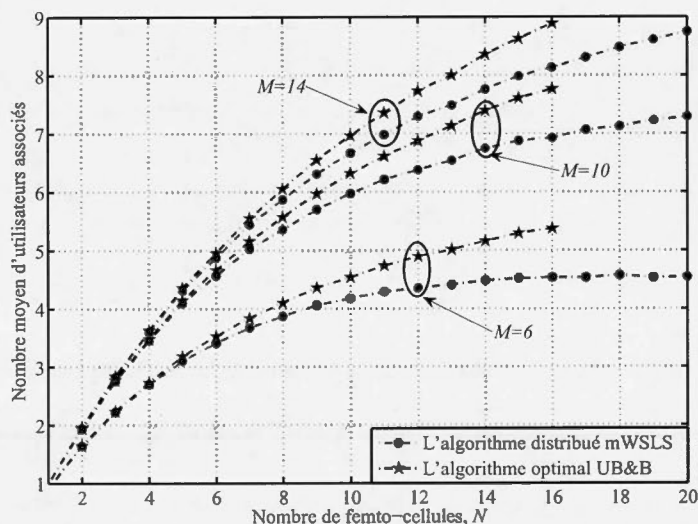


Figure 5.11 Comparaison de performance entre UB&B et mWSLS.

montre que UB&B surpasse mWSLS en termes du nombre moyen d'UFs associés. En effet, l'écart de performance est limité pour des petites valeurs de N mais devient plus important lorsque N augmente. De plus, cet écart est moins significatif lorsque plus d'utilisateurs sont actifs dans le système. Cette perte de performances due au caractère heuristique de l'algorithme mWSLS est compensée par le fait que mWSLS ne nécessite pas trop d'échange d'informations et qu'il est totalement distribué. Donc, mWSLS est préférable d'un point de vue implémentation.

La figure 5.12 compare les performances de l'algorithme distribué mWSLS et l'algorithme centralisé UB&B en termes de la puissance de transmission des FCs γ pour des différentes valeurs de FCs N . mWSLS donne une performance proche de la solution optimale lorsque γ est faible. Si γ augmente alors l'écart de performance augmente. Nous remarquons aussi que cet écart de performance devient constant après une certaine valeur de γ , c.-à-d., après $\gamma = 10$ dB, l'écart se stabilise à ~ 0.85 pour $N = 14$. En outre, puisque les FCs utilisent des faibles puissances

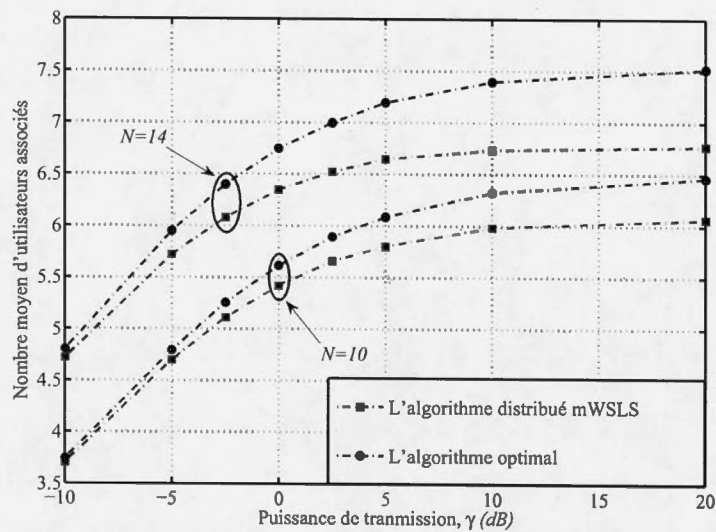


Figure 5.12 Comparaison de performance entre mWSLS et UB&B en fonction de γ .

de transmission alors nous concluons que cet écart de performance reste toujours raisonnable.

CONCLUSION

Dans ce travail, nous avons étudié un problème issu d'un réseau cellulaire hiérarchisé hétérogène émergents dans lequel des stations de base femto-cellules co-existent avec une station de base macro-cellule. Nous avons présenté la (r)évolution en laquelle consiste la femto-cellule, qui est une technologie émergente très prometteuse qui remédie beaucoup de problèmes, qu'ils soient des problèmes économiques et techniques. Elles peuvent réduire les dépenses des opérateurs et réduire l'interférence sans fil du réseau cellulaire existant. Par conséquent, les femto-cellules sont une solution prometteuse qui peut améliorer la capacité du système.

Premièrement, nous avons étudié le problème d'association d'utilisateurs aux femto-cellules qui est un problème fondamental dans les réseaux cellulaires hétérogènes. Le problème d'association d'utilisateurs aux femto-cellules est modélisé en deux problèmes en tant qu'un problème d'optimisation linéaire en nombres entiers. Le premier est un problème non pondéré qui essaie de maximiser le nombre moyen d'utilisateurs associés en respectant la qualité de service d'utilisateurs associés et le deuxième problème est le problème pondéré qui maximise l'équité dans le réseau considéré en respectant la qualité de service d'utilisateurs associés. Ce dernier problème est bien connu être un problème \mathcal{NP} -difficile et nous avons démontré que le problème non pondéré est un problème \mathcal{NP} -difficile.

Ensuite, nous avons proposé des algorithmes heuristiques centralisés basés sur une recherche gloutonne afin de résoudre le problème d'association d'utilisateurs aux femto-cellules. Ensuite, la complexité des algorithmes proposés a été calculée et comparée avec les deux algorithmes optimaux par recherche exhaustive et par séparation et évaluation. En outre, la performance des algorithmes proposés est comparée à celle des solutions optimales à travers des simulations numériques pour des petites valeurs.

Finalement, nous avons proposé un algorithme distribué afin de résoudre le problème d'association d'utilisateurs aux femto-cellules. Cet algorithme proposé est totalement distribué et il ne nécessite pas d'échange d'informations. Cet algorithme a été développé en se basant sur la théorie des jeux et il est inspiré par les techniques d'apprentissage automatique.

À long terme, nous visons d'abord à améliorer nos algorithmes proposés en terme de complexité. Ensuite, nous allons étudier et résoudre un problème plus

intéressant qui est le problème conjoint d'allocation de puissance et d'association d'utilisateurs. Enfin, nous allons nous concentrer sur l'aspect pratique de nos solutions. En d'autres termes, nous allons implémenter nos algorithmes sur des plate-formes réelles.

RÉFÉRENCES

- Andersen, J., Rappaport, T. et Yoshida, S. (1995). Propagation measurements and models for wireless communications channels. *IEEE Communications Magazine*, 33(1), 42–49.
- Andrews, J., Claussen, H., Dohler, M., Rangan, S. et Reed, M. (2012). Femtocells : Past, present, and future. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 30(3), 497–508.
- Andrews, M. et Dinitz, M. (2009). Maximizing capacity in arbitrary wireless networks in the sinr model : Complexity and game theory. Dans *IEEE International Conference on Computer Communications*, 1332–1340.
- Arora, S. et Barak, B. (2009). *Computational Complexity : A Modern Approach*. New York, NY, USA : Cambridge University Press.
- Avin, C., Lotker, Z. et Pignolet, Y.-A. (2009). On the power of uniform power : Capacity of wireless networks with bounded resources. In *Algorithms-ESA 2009*, volume 5757 373–384. Springer Berlin Heidelberg.
- Bender, E. A. (1974). Asymptotic methods in enumeration. *SIAM Review*, 16(4), 485–515.
- Bennis, M., Perlaza, S., Blasco, P., Han, Z. et Poor, H. (2013). Self-organization in small cell networks : A reinforcement learning approach. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 12(7), 3202–3212.
- Boyd, S. et Vandenberghe, L. (2004). *Convex Optimization*. New York, NY, USA : Cambridge University Press.
- Busoniu, L., Babuska, R. et De Schutter, B. (2008). A comprehensive survey of multiagent reinforcement learning. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C : Applications and Reviews*, 38(2), 156–172.
- Capone, A., Chen, L., Gualandi, S. et Yuan, D. (2011). A new computational approach for maximum link activation in wireless networks under the sinr model. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 10(5), 1368–1372.

- Chandrasekhar, V. et Andrews, J. (2009a). Spectrum allocation in tiered cellular networks. *IEEE Transactions on Communications*, 57(10), 3059–3068.
- Chandrasekhar, V. et Andrews, J. (2009b). Uplink capacity and interference avoidance for two-tier femtocell networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 8(7), 3498–3509.
- Chandrasekhar, V.; Andrews, J. et Gatherer, A. (2008). Femtocell networks : a survey. *IEEE Communications Magazine*, 46(9), 59–67.
- Chandrasekhar, V., Andrews, J., Muharemovict, T., Shen, Z. et Gatherer, A. (2009). Power control in two-tier femtocell networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 8(8), 4316–4328.
- Chen, C. S. et Baccelli, F. (2010). Self-optimization in mobile cellular networks : Power control and user association. Dans *IEEE International Conference on Communications*, 1–6.
- Chen, X. et Huang, J. (2013). Distributed spectrum access with spatial reuse. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 31(3), 593–603.
- Cisco (2011). Cisco visual networking index : Global mobile data traffic forecast update, 2010–2015. http://newsroom.cisco.com/dlls/ekits/Cisco_VNI_Global_Mobile_Data_Traffic_Forecast_2010_2015.pdf. Consulté le : 2014-07-10.
- Currie, J. et Wilson, D. I. (2012). OPTI : Lowering the Barrier Between Open Source Optimizers and the Industrial MATLAB User. Dans N. Sahinidis et J. Pinto (dir.). *Foundations of Computer-Aided Process Operations*, Savannah, Georgia, USA.
- Dams, J., Hofer, M. et Kesselheim, T. (2012). Scheduling in wireless networks with rayleigh-fading interference. Dans *ACM Symposium on Parallelism in Algorithms and Architectures*, 327–335.
- Di, M. et Joo, E. M. (2007). A survey of machine learning in wireless sensor networks from networking and application perspectives. Dans *International Conference on Information, Communications Signal Processing*, 1–5.
- Etkin, R., Tse, D. et Wang, H. (2008). Gaussian interference channel capacity to within one bit. *IEEE Transactions on Information Theory*, 54(12), 5534–5562.
- Fallgren, M. (2012). An optimization approach to joint cell, channel and power allocation in multicell relay networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 11(8), 2868–2875.

- FemtoForum (2009). Femto forum outlines case for lte femtocells. <http://www.smallcellforum.org/newsstory-femto-forum-outlines-case-for-lte-femtocells>. Consulté le : 2014-01-15.
- FemtoForum (2014). Market status statistics q1 2014 - mobile experts. http://www.scf.io/en/documents/050_-_Market_status_statistics_Q1_2014_-_Mobile_Experts.php. Consulté le : 2014-07-15.
- Forster, A. (2007). Machine learning techniques applied to wireless ad-hoc networks : Guide and survey. Dans *3rd International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information. ISSNIP 2007*, 365–370.
- Goussevskaja, O., Oswald, Y. A. et Wattenhofer, R. (2007). Complexity in geometric sinr. Dans *ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing*, 100–109.
- Gupta, P. et Kumar, P. (2000). The capacity of wireless networks. *IEEE Transactions on Information Theory*, 46(2), 388–404.
- Hale, W. (1980). Frequency assignment : Theory and applications. *Proceedings of the IEEE*, 68(12), 1497–1514.
- Halldórsson, M. M. et Wattenhofer, R. (2009). Wireless communication is in apx. Dans *International Colloquium on Automata, Languages and Programming : Part I*, 525–536. Springer-Verlag.
- Han, Z. et Liu, K. J. R. (2008). *Resource Allocation for Wireless Networks : Basics, Techniques, and Applications*. Cambridge University Press.
- IBM (2010). IBM ILOG CPLEX Optimizer. [http ://www-01.ibm.com/software/integration/optimization/cplex-optimizer/](http://www-01.ibm.com/software/integration/optimization/cplex-optimizer/). Consulté le : 2013-10-15.
- Iyer, A., Rosenberg, C. et Karnik, A. (2009). What is the right model for wireless channel interference? *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 8(5), 2662–2671.
- Jain, R. K., Chiu, D.-M. W. et Hawe, W. R. (1984). *A Quantitative Measure Of Fairness And Discrimination For Resource Allocation In Shared Computer Systems*. Rapport technique, Digital Equipment Corporation.
- Jo, H.-S., Xia, P. et Andrews, J. (2011). Downlink femtocell networks : Open or closed? Dans *IEEE International Conference on Communications*, 1–5.
- Karp, R. (1972). Reducibility among combinatorial problems. In R. Miller, J.

- Thatcher, et J. Bohlinger (dir.), *Complexity of Computer Computations* 85–103. Springer US.
- Khanna, S., Sudan, M., Trevisan, L. et Williamson, D. (2001). The approximability of constraint satisfaction problems. *SIAM Journal on Computing*, 30(6), 1863–1920.
- Kilper, D., Atkinson, G., Korotky, S., Goyal, S., Vetter, P., Suvakovic, D. et Blume, O. (2011). Power trends in communication networks. *IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics*, 17(2), 275–284.
- Kuang, Q., Speidel, J. et Droste, H. (2012). Joint base-station association, channel assignment, beamforming and power control in heterogeneous networks. Dans *IEEE Vehicular Technology Conference*, 1–5.
- Land, A. H. et Doig, A. G. (1960). An automatic method of solving discrete programming problems. *Econometrica*, 28(3), 497–520.
- Li, G. et Liu, H. (2006). Resource allocation for ofdma relay networks with fairness constraints. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 24(11), 2061–2069.
- Li, L., Xu, C. et Tao, M. (2012). Resource allocation in open access ofdma femtocell networks. *IEEE Wireless Communications Letters*, 1(6), 625–628.
- Marshoud, H., Otrok, H., Barada, H., Estrada, R., Jarray, A. et Dziong, Z. (2012). Resource allocation in macrocell-femtocell network using genetic algorithm. Dans *IEEE International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications*, 474–479.
- MATLAB. (2012). *version 8.0 (R2012b)*. Natick, Massachusetts : The MathWorks Inc.
- Mlika, Z., Ajib, W., Goonewardena, M. et Elbiaze, H. (2013). Efficient user and power allocation in femtocell networks. Dans *Proc. IEEE Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications*, 578–583., Lyon, France.
- Mlika, Z., Ajib, W., Goonewardena, M. et Elbiaze, H. (2014). Femtocell association in two-tier cellular networks : Complexity and efficient algorithms. *submitted to IEEE Transactions on Wireless Communications*.
- Moscibroda, T. et Wattenhofer, R. (2006a). The complexity of connectivity in wireless networks. Dans *IEEE International Conference on Computer Communications*, 1–13.
- Moscibroda, T. et Wattenhofer, R. (2006b). The complexity of connectivity in

- wireless networks. Dans *IEEE International Conference on Computer Communications*, 1–13.
- Nash, J. F. (1950). Equilibrium points in n-person games. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 36(1), 48–49.
- Nazir, M., Bennis, M., Ghaboosi, K., MacKenzie, A. et Latva-aho, M. (2010). Learning based mechanisms for interference mitigation in self-organized femto-cell networks. Dans *Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, 1886–1890.
- Neumann, J. et Morgenstern, O. (1953). *Theory of games and economic behavior*. Princeton, NJ : Princeton Univ. Press.
- Nowak, M. et Sigmund, K. (1993). A strategy of win-stay, lose-shift that outperforms tit-for-tat in the prisoner's dilemma game. *Nature*, 364(6432), 56–58.
- Pradelski, B. S. et Young, H. P. (2012). Learning efficient nash equilibria in distributed systems. *Games and Economic Behavior*, 75(2), 882 – 897.
- Qian, L. P., Zhang, Y. J., Wu, Y. et Chen, J. (2013). Joint base station association and power control via benders' decomposition. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 12(4), 1651–1665.
- Reardon, M. (2010). Cisco predicts wireless data explosion. <http://www.cnet.com/news/cisco-predicts-wireless-data-explosion/>. Consulté le : 2014-07-15.
- Robbins, H. (1985). Some aspects of the sequential design of experiments. In T. Lai et D. Siegmund (dir.), *Herbert Robbins Selected Papers* 169–177. Springer New York.
- Rose, L., Lasaulce, S., Perlaza, S. et Debbah, M. (2011). Learning equilibria with partial information in decentralized wireless networks. *IEEE Communications Magazine*, 49(8), 136–142.
- Rose, L., Perlaza, S., Le Martret, C. et Debbah, M. (2014). Self-organization in decentralized networks : A trial and error learning approach. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 13(1), 268–279.
- Saunders, S., Carlaw, S., Giustina, A., Bhat, R., Rao, V. S. et Sieberg, R. (2009). *Femtocells : Opportunities and Challenges for Business and Technology*. Chichester, West Sussex, U.K : Wiley.
- Schrijver, A. (1986). *Theory of Linear and Integer Programming*. New York, NY, USA : John Wiley & Sons, Inc.

- Shen, Z., Andrews, J. et Evans, B. (2005). Adaptive resource allocation in multiuser ofdm systems with proportional rate constraints. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 4(6), 2726–2737.
- Shi, H., Prasad, R., Onur, E. et Niemegeers, I. (2014). Fairness in wireless networks :issues, measures and challenges. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, 16(1), 5–24.
- Son, K., Chong, S. et de Veciana, G. (2007). Dynamic association for load balancing and interference avoidance in multi-cell networks. Dans *International Symposium on Modeling and Optimization in Mobile, Ad Hoc and Wireless Networks and Workshops*, 1–10.
- Southwell, R., Chen, X. et Huang, J. (2014). Quality of service games for spectrum sharing. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 32(3), 589–600.
- Tan, G. et Gutttag, J. (2004). Time-based fairness improves performance in multi-rate wlans. Dans *Proc. of USENIX*, Boston, MA, USA.
- Wang, L., Zhang, Y. et Wei, Z. (2009). Mobility management schemes at radio network layer for lte femtocells. Dans *IEEE Vehicular Technology Conference*, 1–5.
- Xia, P., Chandrasekhar, V. et Andrews, J. (2010). Open vs. closed access femtocells in the uplink. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 9(12), 3798–3809.
- Ye, Q., Rong, B., Chen, Y., Al-Shalash, M., Caramanis, C. et Andrews, J. (2013). User association for load balancing in heterogeneous cellular networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 12(6), 2706–2716.
- Yeung, K. et Nanda, S. (1996). Channel management in microcell/macrocell cellular radio systems. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 45(4), 601–612.
- Young, H. P. (2009). Learning by trial and error. *Games and Economic Behavior*, 65(2), 626 – 643.
- Yun, S., Yi, Y., Cho, D.-H. et Mo, J. (2011). Open or close : On the sharing of femtocells. Dans *IEEE Conference on Computer Communications*, 116–120.
- Zahir, T., Arshad, K., Nakata, A. et Moessner, K. (2013). Interference management in femtocells. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, 15(1), 293–311.